高技术通讯 2024 年 第 34 卷 第 9 期:1003-1012

doi:10.3772/j.issn.1002-0470.2024.09.010

基于强化学习和拓扑优化的汽车轮毂概念设计方案生成①

汪 磊②* 赵燕伟③** 任设东*** 张景玲*

(*浙江工业大学机械工程学院 杭州 310023)

(**浙大城市学院工程学院 杭州 310015)

(***浙江工业大学计算机科学与技术学院 杭州 310023)

摘 要 针对目前汽车轮毂概念设计集中于理论研究,在验证其理论有效性时存在主观性和局限性,并且生成的设计方案可选性小或者未考虑工程性能等问题,提出基于强化学习(RL)和拓扑优化的汽车轮毂概念设计方案生成方法,在轮毂结构设计时生成多个可行概念设计方案。首先,采用拓扑优化理论建立面向汽车轮毂的拓扑优化分析模型;其次,研究带惩罚指数的固体各向同性微结构模型方法(SIMP)和蒙特卡洛算法相结合的概念设计方案生成流程,在探索设计空间时采用 softmax 算法提升搜索能力,使设计模型能够生成符合工程性能指标的多个轮毂概念设计方案;最后,通过有限元分析工具仿真求证生成的概念方案详细设计后的力学性能。以汽车轮毂的轻量化二维设计为例验证了方法的有效性。

关键词 概念设计;强化学习(RL);拓扑优化;汽车轮毂

产品设计过程分为需求分析、概念设计、布局设计和详细设计等阶段[1]。当前在产品设计的全生命周期中,需求分析、布局设计和详细设计阶段已经有很多成熟的软件和算法确定和优化产品结构参数。但是在概念设计阶段的成熟工具和算法研究很少,主要是以设计人员的设计经验主观产生设计方案,设计周期长。而概念设计是产品设计过程中最关键、最复杂且最具综合性、决定性和创造性的设计阶段,在整个生命周期中占有重要的地位。为了获得高质量的设计,选择有效的设计工具是概念设计研究中关键的一环[2]。现有的概念设计方法主要包括功能-行为-结构[3]、公理设计[4]、质量功能展开方法(quality function deployment,QFD)[5]、头脑风暴法[6]和可拓设计[7]等设计理论。华尔天等人[8]提出采用遗传编程的方案进化设计得到概念性的设计方案思路。以上概念设计方法大都集中于理论方法的研究,设计过程中存在设计方案客观性不足、设计效率低等问题[9]。

汽车轮毂是介于轮胎和车桥之间承受负荷的旋转件,是车辆行驶系统中重要的安全部件,轮毂的材料、结构和制造工艺对车辆的安全性和可靠性有着重要影响[10],而轮毂的概念设计对于总体成本、设计流程、实验分析等起决定性作用。目前轮毂设计集中于参数设计和仿真优化,概念设计的研究比较少且主观性较强。Zuo 等人[11]将拓扑优化、AutoCAD(autodesk computer aided design)和有限元分析(finite element analysis,FEA)软件结合,对具有旋转周期约束的车轮进行优化设计,生成具有原创性的车轮方案。Oh 等人[12]提出整合拓扑优化和生成模型(生成对抗网络)的深度生成设计框架应用于汽车轮毂设计以探索生成大量设计方案。Chu 等人[13]对材料和结构采用尺寸优化和拓扑优化进行轮毂轻量化设计实现产品结构优化、应力再分配和质量改进。吴俭涛等人[14]构建轮毂参数化仿生模

① 国家自然科学基金(51875524,52005444)资助项目。

② 男,1995 年生,硕士生;研究方向:智能设计,可拓设计;E-mail:834825048@qq.com。

③ 通信作者,E-mail:ywz@zjut.edu.cn。

(收稿日期:2023-02-21)

型生成多元的造型设计方案。毛琪[15]将可拓学理论与象元形态设计法结合构建轮毂造型生成模型。面对日益复杂和追求高效率的汽车轮毂设计工作，智能化概念设计越来越被重视，可以减少设计的回溯，提供可视化的设计参考。

拓扑优化属于产品概念设计阶段，设计者给定设计区域、施加的外载荷以及边界条件，使用有限元法以及准则算法，计算并且寻找出产品在优化目标和约束条件下材料的最佳分布[16]。崔宇朋等人[17]将拓扑优化与尺寸、材料联合进行大跨度无支撑甲板的概念设计和详细设计，获得的新设计方案在空间和性能上具有双重优势。拓扑优化能够生成工程性能较好的设计结果，但是其得到的设计方案比较匮乏，并且传统的拓扑优化结果可能陷入局部最优。概念设计阶段多设计方案的生成可以为设计者提供更多的设计参考，因而许多学者将拓扑优化与人工智能技术结合，探索生成更多更好的设计方案。

Liu 等人[18]将遗传算法（genetic algorithm，GA）与进化结构优化（evolutionary structural optimization，ESO）结合起来，搜索全局最优结果，计算效率更高。Zuo 等人[19]将 GA 与双向进化结构优化（bi-directional evolutionary structural optimization，BESO）结合，进一步提升了求解的结果和效率。Kaveh 等人[20]将蚁群算法（ant colony optimization，ACO）运用于 2D 和 3D 结构拓扑优化。Luh 等人[21]运用粒子群优化（particle swarm optimization，PSO）能够生成比 ACO 更好的结果。Sosnovik 和 Oseledets[22]使用深度卷积神经网络加速拓扑优化，提高了优化的效率。Yu 等人[23]采用一种深度学习方法，无需任何迭代即可确定给定边界条件和优化设置的近似最优拓扑设计。Banga 等人[24]提出了一种基于 3D 编码器-解码器卷积神经网络架构的深度学习方法，用于加速 3D 拓扑优化。Rawat 和 Shen[25]提出使用生成对抗网络通过训练输入中间结果或者初始条件直接生成最终结构。

综上所述，人工智能算法与拓扑优化结合能够使得优化效率提高，设计结果可行，但是设计方案比较匮乏。Brown 和 Garland[26]提出的深度强化学习进行拓扑优化方法具有更强的学习和泛化能力，但是目前仅探索网格数低的拓扑设计且计算资源要求高。而 Sun 和 Ma[27]提出的强化学习（reinforcement learning，RL）与 BESO 结合的方法仅应用于简单标准算例研究，在小规模简单问题求解上同基于带惩罚指数的固体各向同性微结构模型方法（solid isotropic material with penalization，SIMP）的效率和解的优劣性上相差不大，但是在涉及复杂机械结构设计时迭代效率低、求解结果差。SIMP 方法引入人为假定单元密度，在设计变量迭代更新时可以整体更新，计算效率高，对于复杂结构适应性好，但是存在中间密度；而 BESO 方法单元密度只能为 0 或 1，并且设计变量迭代更新通过逐步增删相应数量的单元元素实现，在较复杂结构设计和求解中计算效率较低，但是不存在中间密度，结构边界清晰。SIMP 方法与 BESO 方法最大的差异在于更新设计变量。BESO 方法在未满足体积约束之前，按照当前迭代体积进行删除和增加单元元素，将各单元按照灵敏度 α_i 值大小进行全排列，设定删除单元和添加单元的临界灵敏度值 α_{del} 和 α_{add}，若单元灵敏度 $\alpha_i < \alpha_{del}$，则删除符合条件的单元；若判断已删除单元中存在 $\alpha_i > \alpha_{add}$，则增加误删除的单元，保持结构体积不变直到满足收敛的性能指标。

传统拓扑优化的本质是根据单元元素灵敏度排序增删元素从而形成中间迭代结构，这也是拓扑优化生成方案数量受限的因素。已有学者的研究将 BESO 方法和蒙特卡洛算法（monte carlo，MC）结合进行设计方案生成，采用 ε-贪婪策略进行设计空间探索，并应用于简单梁结构的刚度优化设计生成较多设计方案，但是在应用于较复杂的设计结构时存在求解效率低、方案较差甚至求解不收敛的情况，并且 ε-贪婪策略探索在网格数量较多的环境下收敛慢。

针对已有研究存在的问题，本文考虑使用 SIMP 方法与强化学习中的 softmax 算法结合，以有限元网格分析为环境、元素增删为执行动作，以传统拓扑优化的迭代设计为经验，将强化学习算法框架应用于概念设计方案生成过程。本文提出基于 SIMP 和 MC 的概念设计方案生成方法，利用 softmax 算法提升设计空间探索能力，迭代效率更高，适用于复杂结

构设计任务,评价指标更加适合工程设计,能够生成多个符合工程性能要求的概念设计方案,为智能化概念设计创新提供设计思路,解决设计回溯问题,并将该方法应用于汽车轮毂概念设计。

1　汽车轮毂工况分析

汽车轮毂主要包括轮辋、轮辐等结构,而轮辋的设计是遵循国家设计标准的,有着严格的设计规格,轮辐设计是可以根据汽车厂商的设计需求开发的,以下汽车轮毂设计均指轮辐设计。

在设计轮毂时需要考虑许多工程性能,本研究对汽车轮毂进行刚度分析得到设计方案,为轮毂设计初期提供一个设计参考。根据 Zuo 等人[11]的研究,图 1 给出了二维车轮设计的设计域、边界条件和加载情况。车轮的外圈设置为非设计区域以保持轮辋的形状,内部区域设置为连接零件的固定边界条件,中间区域是轮辐设计域。其中法向力 F_1 和剪切力 F_2 分别代表均匀的轮胎压力和切向牵引力, F_1 和 F_2 沿表面均匀施加, F_N 为车辆重量引起的地面支持力。

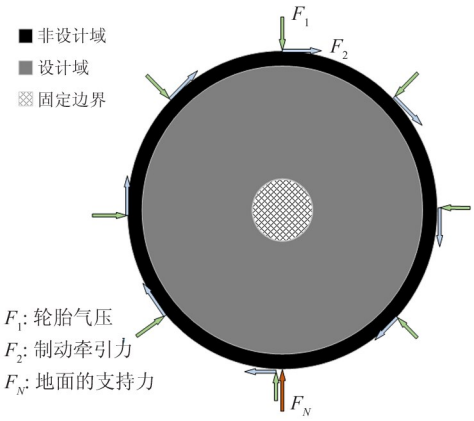


图 1　汽车轮毂拓扑优化模型

以某款 15 × 6.5 J 型号汽车轮毂为研究对象,具体的设计参数如表 1 所示。

根据相关标准计算轮胎压力 F_1、切向牵引力 F_2 和地面支持力 F_N。汽车轮胎压力 P 取 240 kPa,计算出在整个轮面上的力:

$$F = \pi dbP = 47\,273\ \text{N} \tag{1}$$

由于在充斥整个轮面上的轮胎压力施加比较复杂,因而简化为在 8 个点处的均匀力,故:

$$F_1 = F/8 = 5\,909\ \text{N} \tag{2}$$

表 1　轮毂设计参数

名称	数值
车轮质量 m_1 /kg	24.5
车轮直径 d/mm	380
轮辋宽度 b/mm	165
车轮额定负荷 F_v/kg	620.0
泊松比	0.3
弹性模量/GPa	206
密度/(kg · m^{-3})	7 850
屈服强度/MPa	345
抗拉强度/MPa	490

轮毂的切向牵引力可以分为在加速前进时、匀速前进和制动时,其中制动时的切向力最大,此时的工况更加恶劣,故对制动时的切向力分析,约为牵引力的反力,时速百公里到停下约 3 s 时间,车身自重 m 为 1 200 kg,负加速度 a 为 9.26 m · s^{-2},仍然为 8 个点的均匀牵引力施加:

$$F_2 = ma/8 = 1\,389\ \text{N} \tag{3}$$

地面支持力为

$$F_N = F_v \cdot K = 13\,671\ \text{N} \tag{4}$$

查阅乘用车车轮的静动态性能实验标准,选择钢材料的强化实验系数 K 取 2.25。

2　SIMP 和强化学习结合的方法

SIMP 方法的主要思想是在给定的拓扑优化设计域、边界条件和加载情况下,通过有限元分析找到优化目标在给定约束下的最优结构,其单元密度为 $[x_{\min},1]$ 之间的连续变量,这里 $x_{\min}$ 取值为 0.001。BESO 方法由于其根据体积删除率和添加率可以逐代进化,其每一次迭代得到的结构可以为强化学习提供设计参考,但是由于其迭代效率低且对于复杂结构的适应性差,因而考虑将 SIMP 方法与强化学习结合。

2.1　SIMP 方法原理

SIMP方法原理如图2所示,在更新设计变量时

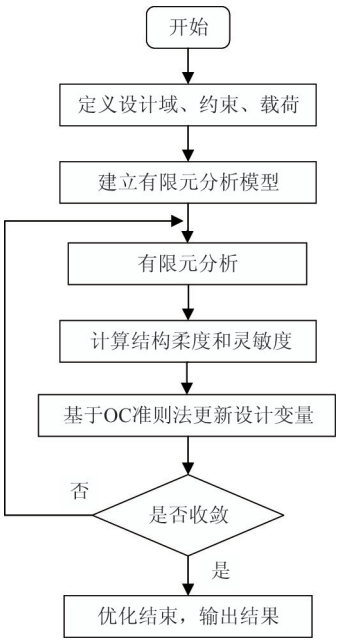


图 2　SIMP 方法流程图

通过不断改变每个单元元素的密度值维持固定体积分数,直到满足收敛条件。

汽车轮毂拓扑优化使用柔度作为目标函数,柔度为刚度的倒数,期望最小柔度即刚度最大化。在针对汽车轮毂设计时,由于轮辐结构具有丰富的形态,而拓扑优化条件的改变只能生成有限的轮辐结构,为了能够利用实际设计使用中已有轮辐结构作为参考设计,根据 Oh 等人[12]的研究使用以下目标函数:

$$C = \boldsymbol{U}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}\boldsymbol{U} + \alpha \| x_r - x \| = \sum_{i=1}^{N} \boldsymbol{u}_e^{\mathrm{T}}(E(x_e)\boldsymbol{k}_0)\boldsymbol{u}_e + \alpha \| x_r - x \| \tag{5}$$

$$\text{s.t.}\quad f = V/V_0,\quad \boldsymbol{K}\boldsymbol{U} = \boldsymbol{F},\quad x_{\min} \leqslant x_e \leqslant 1 \tag{6}$$

$$E(x_e) = E_{\min} + (E_0 - E_{\min})x_e^p \tag{7}$$

式(5)用于计算设计方案的柔度值,式(6)表示体积约束及外载荷计算,式(7)表示设计变量更新后的弹性模量,用于更新刚度矩阵。其中,C 表示结构的柔度;$\boldsymbol{U}$ 表示节点位移量;$\boldsymbol{K}$ 表示结构总体刚度矩阵;$\boldsymbol{k}_0$ 表示单元刚度矩阵;$\boldsymbol{u}_e$ 表示位移矢量;α 表示参考设计 x_r 与当前设计结果 x 之间的相似程度,α 越大,生成的设计结果越倾向于参考设计,反之越倾向于常规拓扑优化设计结果;f 表示当前结构的体积 V 与初始结构的体积 V_0 的比值;$\boldsymbol{F}$ 表示外载荷;x_e 表示单元元素密度,密度最大为 1,最小为 $x_{\min}$,这里设为0.001防止奇异现象;p 为惩罚因子,一般设置为 3;E_0 为初始杨氏模量,$E_{\min}$为最小杨氏模量;$E(x_e)$为根据单元元素密度更新后的杨氏模量。

本文使用位移灵敏度来进行设计变量的更新,式(5)对 x 进行求导得到位移灵敏度 α_c,公式如下:

$$\alpha_c = -px^{p-1}(E_0 - E_{\min})\boldsymbol{u}_e^{\mathrm{T}}\boldsymbol{k}_0\boldsymbol{u}_e - \lambda x_r \tag{8}$$

对于设计变量的更新采用优化准则法(optimality criteria method,OC)[28],公式如下:

$$x^{new} = \begin{cases} \max(0, x - m) & xB^{\eta} \leqslant \max(0, x - m) \\ xB^{\eta} & \text{其他} \\ \min(1, x + m) & xB^{\eta} \geqslant \min(1, x + m) \end{cases} \tag{9}$$

$$B = -\alpha_c/(\lambda \frac{\partial V}{\partial x}) \tag{10}$$

式中,m 为设计变量移动限制取 0.2,η 是阻尼系数取 1/2,λ 为二分法中的拉格朗日乘子,B 为尺度因子,用于更新设计变量。

2.2　SIMP 方法与强化学习方法结合

SIMP 方法与强化学习结合的设计流程如图 3 所示,在开始的第一回合由基于 SIMP 方法执行结构设计迭代,得到 SIMP 方法在给定目标函数和约束下的最终结构,并且为下一回合的强化学习执行提供奖励、值函数参考,使得强化学习获得初始学习经验。值得注意的是,由于一般 SIMP 方法从始至终维持约束体积分数进行结构优化,不能为强化学习提供每一次迭代的参考信息,根据 BESO 算法的结构进化思想,人为设置每次迭代的体积分数。

SIMP 方法进行设计变量更新时利用的是灵敏度的负值,在强化学习迭代时利用灵敏度的绝对值进行设计变量更新,即灵敏度绝对值小的单元元素对整体应变能影响小,可以考虑删除该元素。为了使得强化学习在进行设计变量更新时不进行硬删除操作,即单元元素密度直接变成 0.001,采用逐步更新策略,对于本次迭代体积分数下应该删除的单元元素进行逐次减少单元密度的方法,公式如下:

$$x = \begin{cases} \max(x_{\min}, x - m) & \text{元素删除} \\ \min(1, x + m) & \text{元素保留} \end{cases} \tag{11}$$

式中 m 为单元元素的删除单次移动极限,取值为 0.2。假设本次要删除的元素个数为 n,由于现在采用逐步删除策略,则本次更新涉及的元素个数为 $y=n/m$。

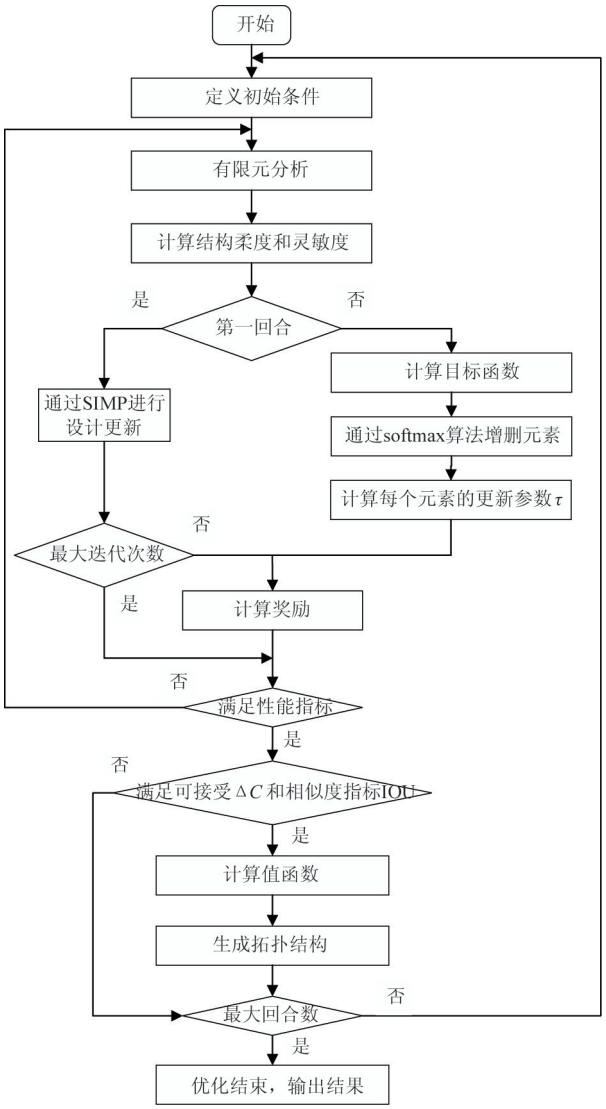


图 3　SIMP 方法和强化学习结合流程图

在该强化学习中,状态定义为每一回合的当前迭代次数,由于整个设计空间被离散化为数量众多的有限元网格单元,因而将动作定义为单元元素的删除和增加,由于文献[28]中的奖励函数不能对单元密度值在 0 ~ 1 之间的奖励更加细化,采用 SIMP 方法和逐步删除元素策略的奖励定义如下:

$$r_i^t = x_i \tag{12}$$

其中,r_i^t 表示在 t 次迭代时单元 i 的奖励,x_i 表示当前单元的密度值。

根据蒙特卡洛算法回报定义为

$$G_t = r_t + \gamma V(s_{t+1}) = r_t + \gamma r_{t+1} \tag{13}$$

式中 G_t 为状态 s_t 的回报,γ 表示折扣因子,$V(s_{t+1})$ 表示在状态 s_{t+1}时的值函数。

收敛准则表示收敛前后 n 次迭代的柔度值之和的相对误差小于给定的误差值,如式(14)所示。

$$\frac{\left|\sum_{i=1}^{n} C_{t-i+1} - \sum_{i=1}^{n} C_{t-n-i+1}\right|}{\sum_{i=1}^{n} C_{t-i+1}} \leqslant \varepsilon \tag{14}$$

式中 ε 表示收敛条件,t 表示当前的迭代步。

值函数和目标函数根据文献[17]给出,用于按照目标函数值排序增删元素:

$$V(t) = E\left[\left(2 - \frac{C}{C_S}\right) G_t \mid s_t = t\right] \tag{15}$$

$$F_i = wV_i(t) + (1 - w) \parallel \alpha_i(t) \parallel \tag{16}$$

式中 C_S 是基于 SIMP 方法求得的性能指标结果,作为强化学习中值函数学习的依据用以引导搜索进化方向,$\alpha_i(t)$为 t 次迭代时单元 i 的灵敏度值,$V_i(t)$为 t 次迭代时单元 i 的值函数,w 为单元 i 值函数和灵敏度值之间的权重。

在 SIMP 算法中完全按照灵敏度更新后的排序进行单元元素的增删,优点是生成效率高,但是生成的结构是固定的,可能陷入局部最优,因而引入强化学习探索更多的设计空间和设计结果。文献[28]引入了 ε-贪心算法来扰乱根据值函数和元素灵敏度排序的主搜索方向。ε-贪心算法属于简单随机搜索策略之一,但是对于设计域内的单元元素只是将其视为整体与部分的关系,即用 $1-\varepsilon$ 完全按照设计的函数值排序删除部分元素,再用随机删除剩余部分元素达到体积约束目标,这没有考虑每个元素在结构中的重要性。因而考虑使用 softmax 算法来对每个元素的重要性进行衡量,根据每个元素的目标函数值 F_i 和温度系数 τ_i 计算每个元素的重要性,重要性越低的元素越容易被删除,如式(17)所示。如果当前元素 i 被选中删除,则温度系数 τ_i 将会根据式(18)进行更新。

$$P_i = \frac{e^{\frac{F_e}{\tau_e}}}{\sum_{i=1}^{N} e^{\frac{F_i}{\tau_i}}} \tag{17}$$

$$\tau_i = \tau_0 + 0.01a \quad a = \pm 1 \tag{18}$$

式中 P_i 表示元素 i 的重要性，F_e 表示单元元素的目标函数值，τ_e 表示当前元素的温度系数，τ_0 表示元素的初始温度系数，$a=1$ 表示如果当前元素被选中删除则为 1，即 τ_i 增加，重要性进一步减小，则在下一次迭代中会更倾向于被删除；$a=-1$ 表示当前元素被添加，即 τ_i 减小，重要性进一步增加，则在下一次迭代中会更倾向于被添加，元素的删除或者保留操作执行式(11)。

最终生成结构评估使用性能指标差异 ΔC 和结构相似度指标 IOU，公式如下：

$$\Delta C = \frac{C - C_S}{C_S} \tag{19}$$

$$IOU = \frac{S(CB) \cap S(GB)}{S(CB) \cup S(GB)} \tag{20}$$

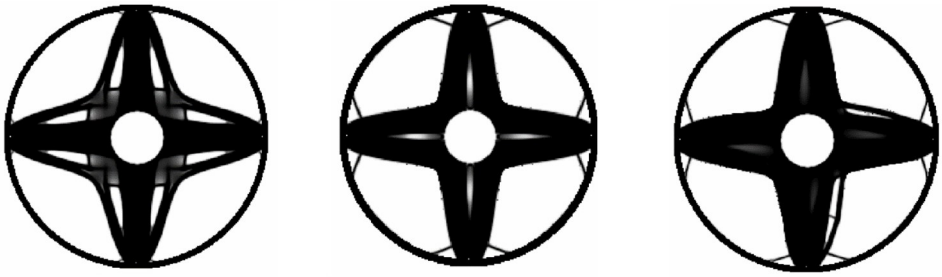
式中 C 表示强化学习生成结构的柔度值，$S(CB)$ 和 $S(GB)$ 分别表示 2 个结构设计的设计图像，本文要求 $\Delta C < 0.1$、$IOU < 0.9$，即强化学习探索生成结构的性能指标至少达到 SIMP 生成结构的 90% 以上，两者结构相似度要小于 90%。

3　汽车轮毂概念设计方案生成

车轮是汽车的重要零部件之一，而轮毂是车轮上最能体现汽车设计风格和技术美学的部位。目前，轮毂的设计主要还是根据设计人员对于已有的汽车轮毂进行修改设计，然后进行三维建模仿真分析再到实验验证分析，这样一套设计流程对于轮毂的设计开发效率比较低，现通过拓扑优化和强化学习方法在概念设计阶段生成多个可供设计人员参考的二维设计，使得轮毂概念设计的可靠性和效率得到提高。

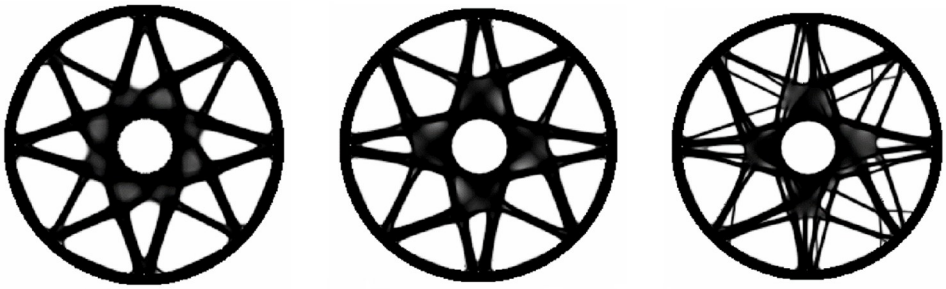
3.1　简单轮毂设计方案生成

在不考虑实际轮毂设计时，根据以上轮毂拓扑优化模型及 SIMP 与强化学习结合的方法进行四辐轮毂和八辐轮毂设计，并与文献[27]方法得到的结果对比。图 4 和 5 分别为使用本文方法生成的四辐轮毂和八辐轮毂结构，体积限制分数分别为0.38和0.40。在相同的加载和约束条件下，文献[27]方法生成的方案如图 6 和 7 所示，生成的设计方案不满足轮毂的周期性结构要求，并且不能够很好地收敛。SIMP 方法与强化学习结合后生成的轮毂概念设计方案也非常有限，本文采用的方法只生成了 2 个可行方案，其中一个与传统拓扑优化方案相近，其他生成的劣解方案为相似方案，只是结构存在“枝节”。



(a) 四辐轮毂方案 1　(b) 四辐轮毂方案 2，IOU=0.789 5　(c) 四辐轮毂劣解方案

图 4　本文方法四辐轮毂生成方案



(a) 八辐轮毂方案 1　(b) 八辐轮毂方案 2，IOU=0.703 5　(c) 八辐轮毂劣解方案

图 5　本文方法八辐轮毂生成方案

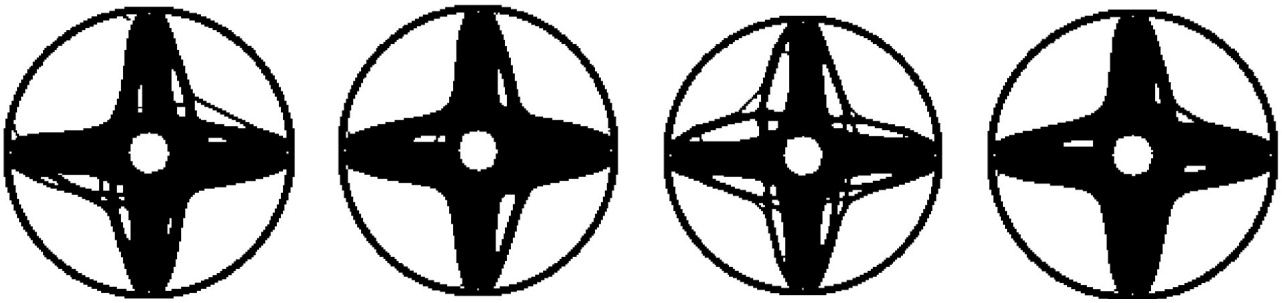


图 6　文献[27]方法四辐轮毂劣解方案

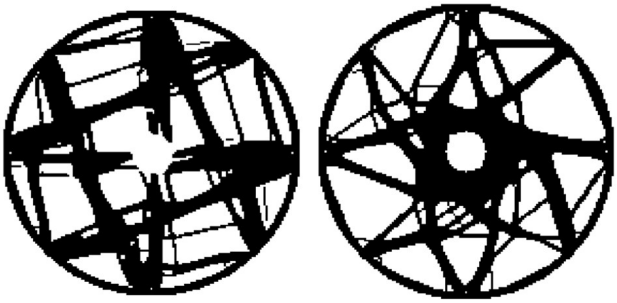
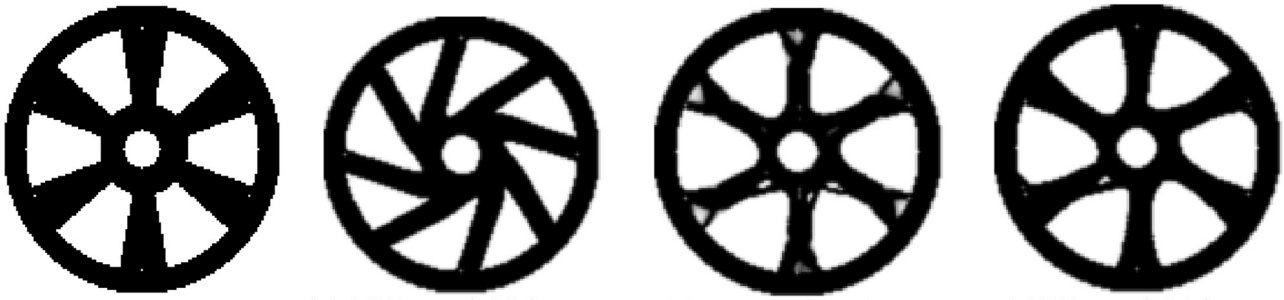


图 7　文献[27]方法八辐轮毂劣解方案

3.2　复杂轮毂设计方案生成

为了体现参考设计的重要性,另以六辐轮毂设计为例验证设计方法,图 8 为六辐轮毂设计生成结构。当体积分数比为 0.45 时,未使用参考设计生成的轮毂结构较为单一,不具备实际设计的参考价值,而使用参考设计生成的轮毂结构在轮辋边缘与轮辐搭接处删除部分材料达到体积约束,为设计人员提供设计思路。体积分数比为 0.5 时,生成轮毂的轮辐具有一定的形状改变,更具有轮毂设计美学。



(a) 六辐轮毂参考设计　(b) 未参考设计 SIMP 生成方案，f=0.45　(c) 参考设计 SIMP 生成方案，f=0.45　(d) 参考设计 SIMP 生成方案，f=0.5

图 8　六辐轮毂生成方案

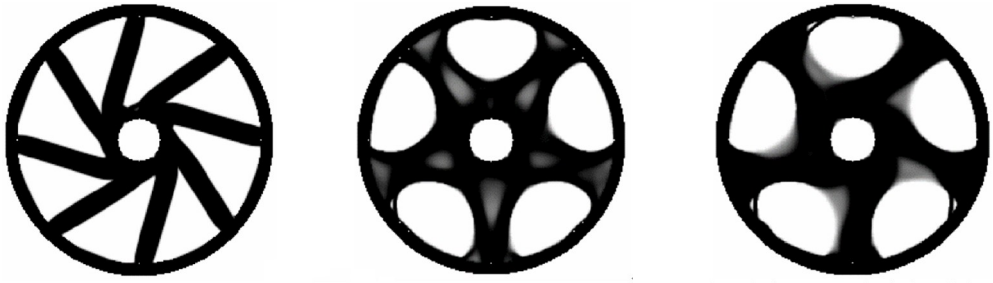
在实际轮毂设计使用中,奇数轮毂特别是五辐、七辐轮毂比较常见,其他的多辐轮毂大都是它们的变体,这是由于奇数轮辐在制造方面性能优于偶数轮辐,另外轮辐数越多结构越复杂,轮毂散热性越差。因此,本文以图 9 所示的某五辐轮毂为例进行设计验证,具体设计参数如表 1 所示。

将图 9 中的五辐轮毂处理为同等尺寸的二值图像,忽略螺栓孔部分。整个设计域为 380 mm × 380 mm,离散化为 380 × 380 个四节点四边形单元,杨氏模量 E 为 206 GPa,泊松比 = 0.3,目标体积分数设置为0.45,经过SIMP和强化学习方法得到的

(a) 实际五辐轮毂　(b) 二值图像

图 9　五辐轮毂参考设计方案

设计结构如图 10 所示。可以看出在没有加入参考设计的情况下,将会收敛到相同的最优结构,不能产



(a) 未加入参考设计生成方案　(b) 加入参考设计 SIMP 生成轮毂方案　(c) 加入参考设计 RL 探索生成轮毂方案

图 10　五辐轮毂生成方案

生丰富的轮毂结构,而加入参考设计后可以在已有的轮毂设计上进行优化和生成丰富的结构,即在原有轮辐基础上删除部分材料达到体积约束比。但是 SIMP 方法也有其不足之处,即使执行了密度惩罚仍然产生了中间密度,故生成结果在概念设计阶段为设计人员提供了一定的设计指导。

SIMP 方法与强化学习结合得到的柔度值迭代曲线,如图 11 所示,由于人为对 SIMP 方法进行每次迭代体积分数限制,故柔度值曲线呈现上升趋势。可以看出,SIMP 方法迭代的曲线完全遵循位移灵敏度排序删除原则,较为平滑,RL 曲线较为陡峭并且有多个波动峰值,为强化学习的探索过程,最终 SIMP 方法相比 RL 探索较早收敛且柔度值更小,但是 RL 最终收敛的柔度值也可以接受。SIMP 方法与 RL 结合探索复杂设计方案,利用了传统拓扑优化的设计经验,扩展了设计方案数量和设计创新思路,解决了已有 BESO 和强化学习结合方法不适用于复杂设计的缺陷。

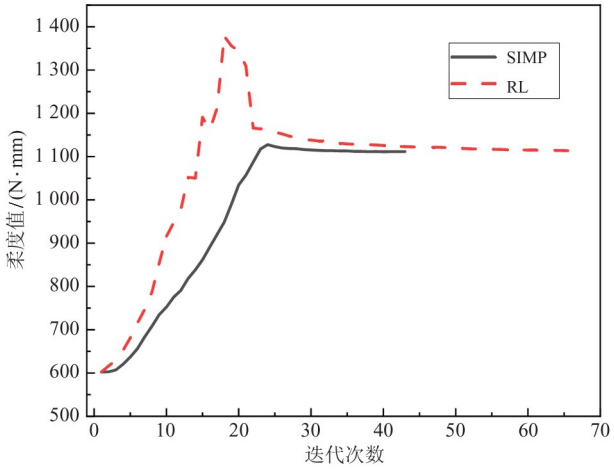
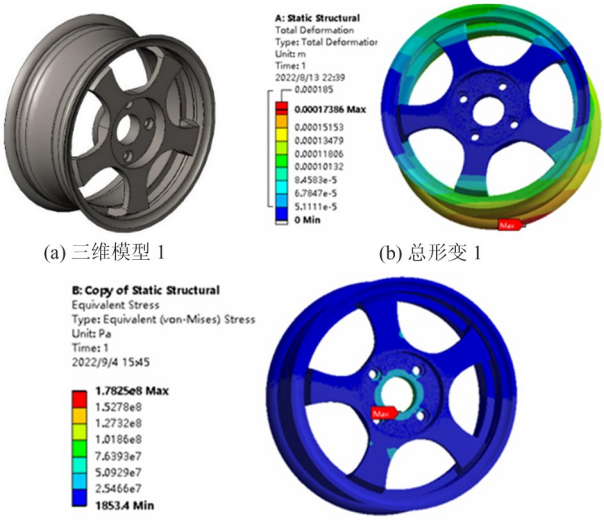


图 11　柔度值迭代曲线

4　验证与分析

4.1　静态强度比较

建立原始五辐轮毂的三维有限元分析模型,如图 12(a)所示。原始轮毂结构的材料为 Q345,对其采用 ANSYS 自动网格划分(由于车轮结构复杂,自动划分采用四面体单元),网格尺寸为 0.003 m,节点个数为 968 768,单元元素个数为 558 634。原始轮毂总体形变和应力如图 12(b)和 12(c)所示。



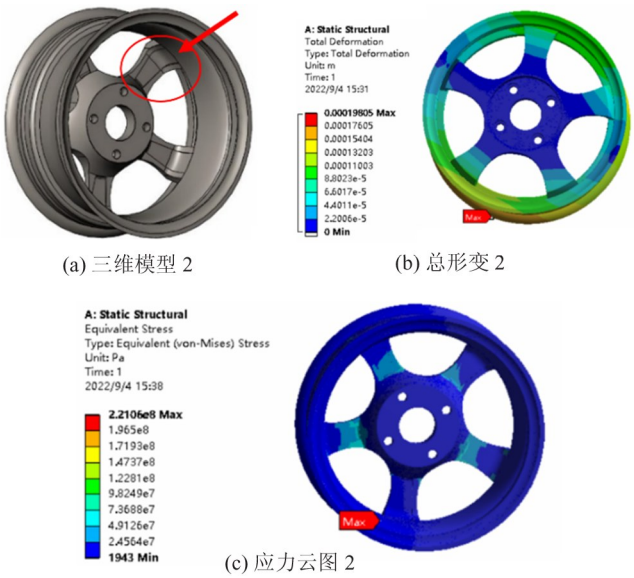
(a) 三维模型 1　(b) 总形变 1

(c) 应力云图 1

图 12　五辐轮毂原始结构

按照 SIMP 方法得到的优化结果建立轮毂三维模型,通过对 5 个轮辐区域减去部分材料实现该设计方案。如图 13(a)箭头所示,对于轮辐背面区域,以轮毂中心为圆心呈 13 °夹角的辐射区域,去除深度为 2 mm、宽度为 51 mm、高度为轮辐高的 L 形区域材料(有圆倒角),生成轮毂方案的总体形变和应

力如图 13(b)和 13(c)所示。



(a) 三维模型 2　(b) 总形变 2

(c) 应力云图 2

图 13　五辐轮毂轻量优化结构

4.2　分析与讨论

从以上有限元分析的结果可知,原始轮毂的最大变形和最大应力分别为 0.173 86 mm 和 178 MPa,而方案生成的轮毂最大变形和最大应力分别为 0.190 50 mm和 210 MPa,应力增大了 17.7%,但仍符合轮毂的刚度和强度要求,而轮毂重量由初始的 24.5 kg 下降为 24.0 kg,重量减少了 2.0%。由于得到的设计方案为二维平面设计,故对于三维模型的设计更改仍然需要设计者根据设计经验修改,这是本文研究的不足之处。

5　结　论

本文建立了基于 SIMP 方法的汽车轮毂二维拓扑优化模型,提出基于 SIMP 方法和强化学习结合的汽车轮毂的概念设计方法,并基于 softmax 策略探索设计空间,生成多个具有一定工程性能参考指标的轮毂设计方案,对生成的多个概念设计方案进行 ANSYS 有限元静强度对比分析,验证所得到设计方案的可靠性。本文将 SIMP 方法和强化学习结合的设计方法应用到汽车轮毂的概念设计中,考虑了设计结构的柔度值,生成了 2 个具有一定差异性的设计结构,对于汽车轮毂结构设计具有一定参考性,但是生成的设计方案数量和质量还是存在不足,后面会考虑采用诸如周期性结构等方法来进一步改善。还有结构设计的动态性能指标需要考虑,比如结构的固有频率,后续研究将会综合考虑多个性能指标,使得设计结果更加完善。

参考文献

[1] PAHL G, BEITZ W, FELDHUSEN J, et al. Engineering design: a systematic approach[M]. 3rd. Berlin, Germany: Springer, 2007.

[2] 杨艳华,朱祖平,姚立纲. 机械产品概念设计推理技术综述[J]. 现代制造工程,2010(2):4-8.

[3] GERO J S, KANNENGIESSER U. The situated function-behavior-structure framework[J]. Design Studies, 2004, 25:373-391.

[4] SUH N P. Axiomatic design: advance and applications [M]. New York: Oxford University Press, 2001.

[5] SULLIVAN L P. Quality function development[J]. Quality Progress, 1986,19:39-50.

[6] RICH J. Brain storm, tap into your creativity to generate awesome ideas and remarkable results [M]. Franklin Lakes: Career Press, 2003.

[7] 赵燕伟,周建强,洪欢欢,等. 可拓设计理论方法综述与展望[J]. 计算机集成制造系统,2015,21(5):1157-1167.

[8] 华尔天,何志国,沈永康,等. 基于遗传编程的变速器行星传动方案进化设计[J]. 高技术通讯,2022,32(2):208-218.

[9] 祝德刚,宫琳,唐圣,等. 基于专利知识图谱的产品创新概念设计方法[J]. 计算机集成制造系统,2022,28(11): 3599-3614.

[10] 孙利. 铝合金轮毂设计的技术美学基础及应用研究[D]. 秦皇岛:燕山大学,2014.

[11] ZUO Z H, XIE Y M, HUANG X. Reinventing the wheel [J]. Journal of Mechanical Design, 2011, 133(2): 024502.

[12] OH S, JUNG Y, KIM S, et al. Deep generative design: integration of topology optimization and generative models [J]. Journal of Mechanical Design, 2019, 141(11): 111405.

[13] CHU D, BAI W, HE Y, et al. Research on lightweight technology of new carbon fiber wheel hub structure[C]// IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. IOP Publishing, 2021,632(5):052071.

[14] 吴俭涛,孙利,柳青英. 汽车轮毂仿生造型的参数化模型构建研究[J]. 机械设计,2019,36(8):115-119.

[15] 毛琪. 文本输入式轮毂造型定制设计[D]. 秦皇岛:燕山大学,2018:35-58.
[16] 郭中泽,张卫红,陈裕泽. 结构拓扑优化设计综述[J]. 机械设计,2007(8):1-6.
[17] 崔宇朋,余杨,余建星,等. 大跨度无支撑甲板拓扑-尺寸-材料联合优化设计[J]. 中国机械工程,2022,33(23):2879-2887.
[18] LIU X, YI W J, LI Q S, et al. Genetic evolutionary structural optimization[J]. Journal of Constructional Steel Research, 2007,64(3):305-311.
[19] ZUO Z H, XIE Y M, HUANG X. Combining genetic algorithms with BESO for topology optimization[J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2009, 38: 511-523.
[20] KAVEH A, HASSANI B, SHOJAEE S, et al. Structural topology optimization using ant colony methodology[J]. Engineering Structures,2008,30(9):2559-2565.
[21] LUH G C, LIN C Y, LIN Y S. A binary particle swarm optimization for continuum structural topology optimization [J]. Applied Soft Computing,2011,11(2):2833-2844.
[22] SOSNOVIK I, OSELEDETS I. Neural networks for topology optimization[J]. Russian Journal of Numerical Analysis and Mathematical Modelling, 2019,34(4):215-223.
[23] YU Y, HUR T, JUNG J, et al. Deep learning for determining a near-optimal topological design without any iteration[J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2019,59:787-799.
[24] BANGA S, GEHANI H, BHILARE S, et al. 3D topology optimization using convolutional neural networks [EB/OL]. (2018-08-22) [2023-02-21]. http://arxiv.org/pdf/1808.07440.
[25] RAWAT S, SHEN M H H. Application of adversarial networks for 3d structural topology optimization: SAE International 2019-01-0829 [R]. SAE Technical Paper, 2019.
[26] BROWN N K, GARLAND A P. Deep reinforcement learning for engineering design through topology optimization of elementally discretized design domains[J]. Materials and Design, 2022,218:110672.
[27] SUN H B, MA L. Structural topology optimization by combining BESO with reinforcement learning[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2021,28:85-96.
[28] BENDSØE M P. Optimization of structural topology, shape, and material[M]. Berlin: Springer, 1995.

Generation of conceptual design scheme of automobile wheel based on reinforcement learning and topology optimization

WANG Lei*, ZHAO Yanwei**, REN Shedong***, ZHANG Jingling*
(*School of Mechanical Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023)
(**College of Engineering, Hangzhou City University, Hangzhou 310015)
(***College of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023)

Abstract

In view of the fact that the current conceptual design of automobile wheel hub focuses on theoretical research, there are subjectivity and limitations when verifying the validity of the theory, and the generated design scheme has few options or does not consider the engineering performance, a method of generating conceptual design scheme of automobile hub based on reinforcement learning (RL) and topology optimization is proposed to generate multiple feasible conceptual design schemes during the design of automobile wheel hub structure. Firstly, topology optimization analysis model for automobile wheel hub is established using topology optimization theory. Secondly, the generating process of conceptual design scheme combining solid isotropic material with penalization (SIMP) and Monte Carlo algorithm is studied. Softmax algorithm is used to improve the searching ability when exploring the design space, so that the design model could generate multiple conceptual design schemes that met the engineering performance index. Finally, the mechanical properties of the conceptual scheme after detailed design are verified by the finite element analysis tool. An example of lightweight two-dimensional design of automobile wheel hub is taken to verify the effectiveness of the method.

Key words: conceptual design, reinforcement learning (RL), topology optimization, automobile wheel hub