

挤压锻造模具形状的混合智能优化*

尹纪龙**, 李大永, 彭颖红

(上海交通大学 机械与动力工程学院, 上海 200030)

摘要: 数值仿真技术已成为挤压锻造模具设计中的重要评价手段, 有助于设计人员更好的理解设计空间。然而, 由于计算时间长, 目标函数无法显式表述, 搜索空间可能不连续等因素, 很难直接基于数值仿真通过梯度法进行设计优化。非梯度的优化方法比如遗传算法、模拟退火法等由于需要更多的仿真次数, 也很难实现。本文基于人工智能中的归纳学习方法, 提出了一种针对挤压锻造工艺优化的基于数值仿真归纳知识的混合优化方法, 并通过一个挤压锻造的实例验证了该方法的有效性。

关键词: 挤压锻造工艺; 归纳学习; 优化; 知识工程

中图分类号: TG375+.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-3940 (2006) 01-0057-04

Hybrid intelligent optimization for extrusion and forging die shape design

YIN Ji-long, LI Da-yong, PENG Ying-hong

(School of Mechanical Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China)

Abstract: Numerical simulation technique has become the important verifying tools in extrusion and forging die shape design. It helps designers to know the design parameters space better. However, the vast computation cost, the implicit of object function and discontinuousness of search space limit the application of traditional gradient-based optimization methods. Some nongradient based optimization techniques, such as genetic algorithm and simulated annealing usually need more simulation runs and become infeasible in a large scale simulation. In this paper, a hybrid intelligent optimization method based simulation knowledge is developed aiming at extrusion and forging process. The result of an extrusion-forging die shape optimization shows that this method is valid and feasible.

Keywords: extrusion and forging process; inductive learning; optimization; knowledge-based engineering

1 引言

闭模锻造是中小锻件进行体积成型的主要加工工艺。在该过程中, 金属主要存在锻造和挤压两种变形流动模式, 其主要由模具形状所控制。数值仿真技术特别是有限元技术的广泛应用, 已成为产品设计的主要验证手段。基于仿真结果, 对模具形状进行优化可以提供最佳设计, 一直是企业追求的目标^[1]。然而, 基于梯度的优化算法, 在进行自动搜索时需要在搜索的每一步对目标进行评价, 然后依据评价结果来决定下一个更优的设计。由于挤压锻造过程是一个经历强烈非线性特征的过程, 有限元求解过程中需要采用通过隐式反复迭代才能完成, 仿真需要较多时间, 这么多的仿真次数显然是不现

实的。而且, 基于梯度的优化方法通常假设目标函数和约束函数是连续的、平滑的、处处有定义的。仿真求解器经常不能满足这些条件, 这就使得该类问题的直接优化难以实现。基于梯度的优化方法也容易陷入局部最优。非梯度的优化方法比如遗传算法或者模拟退火方法由于只需要目标函数在某点上的取值, 而不必求该点处的梯度, 虽然能够处理这种病态问题, 获得全局优化结果, 然而, 往往需要的仿真次数还要更多, 因此对基于挤压锻造中的大规模数值仿真的优化问题也是不实际的^[2]。

本文提出了一种基于归纳学习的混合智能优化方法, 首先对设计参数进行试验设计, 然后基于试验设计的仿真结果进行离散化, 以此为参照, 自动划分各个设计参量的子空间, 采用归纳学习的方法从中推导出可以获得最佳结果的参数区间, 从而大大缩减搜索空间, 再采用基于梯度的优化方法进行搜索, 从而在有限的仿真次数下获得最优化的模具形状。

* 国家自然科学基金 (60304015), 上海市国际合作项目 (041107049)

** 男, 28 岁, 博士研究生

收稿日期: 2005-03-21

2 基于仿真知识的混合智能优化方法

基于知识发现的混合智能优化设计方法如图1所示。锻造模具设计出后,首先需确定设计性能的度量方法,如最小飞边宽度、最小载荷、最大挤压高度等,然后识别出设计中影响产品性能的各个参数,如拔模角、拔模高度、圆角、摩擦系数等。同时,根据专业知识,确定各参数大致合理的取值范围。为了全面研究各设计参数对产品性能的影响,采用试验设计的方法安排一定数量的仿真试验,从而得到一组关于参数与目标函数之间对照关系的数据,将这些数据加入主事例库,供归纳学习使用。

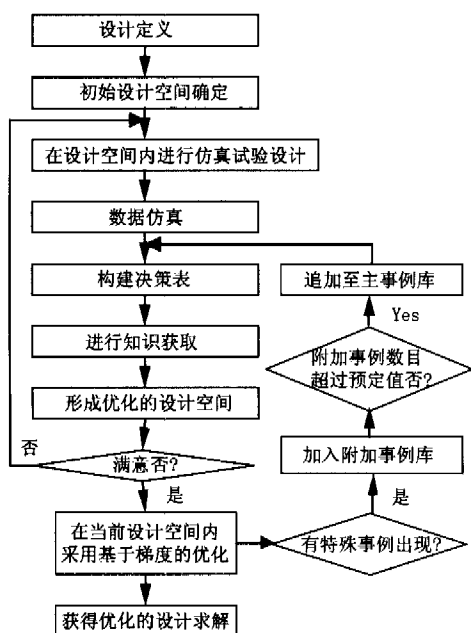


图1 基于仿真知识的混合智能优化方法

Fig. 1 Optimization process based on knowledge acquisition

归纳学习算法往往要求各特征取值为定性取值,比如产品的好、坏、或者产品的等级,因此需要首先根据专业知识将目标函数进行离散化^[3]。或者是采用诸如等频率、等间距、数据聚类自动或半自动的离散化方法。以这些目标函数的离散空间作为参照,通过基于布尔逻辑推理自动确定与此相对应的各个设计参数的取值区间,使得设计参数的区间与目标函数区间尽量一一对应。在此基础上,采用归纳学习算法,从离散的决策表中得到一系列知识,从而可以约简无关或基本无关的参数,形成最佳目标所在的设计参数的数据超立方体子空间。在此过程中,如果所获得的知识可靠度不够,需要增加新的实验补充决策表重新获取知识直到可靠度达到一定阈值。

新的设计空间与初始设计空间相比,可以在维度和参数取值区间上面大大缩减,从而有效缩减了优化搜索空间,减少计算时间。在新的设计空间上,选用一种基于梯度的最优化方法,采用向前差分法计算近似梯度,找到该区间的最优点;如果在优化过程中出现一些异常点,则将其增加到副事例库中,当副事例库中的异常(感兴趣的)事例超过一定阈值(比如5个),则表明对该区间的知识定义还不够明晰,则将其合并到主事例库中,重新约简并归纳知识,形成新的决策子空间。否则就进行优化直至满足设定优化中止条件,获得最优值。

如果所获得的子空间不是一个连续子空间,则采取多点启动技术^[4],并行搜索,最终优化结果为多个区间的最优值。

3 挤压锻造模具优化实例

如图2所示为一简单的挤压锻造联合工艺,坯料在两平行模块之间受到挤压,上模中间开一半径为 R 的圆孔,当上模向下运行时,模孔之间的坯料一方面进入上模圆孔形成凸台,另一方面金属会沿径向延展,形成飞边。整个变形过程可分为3个阶段^[5]:由于模具对坯料的压缩作用,中间凸台的高度会降低;中部凸台高度保持不变,金属沿延径向向外流动形成飞边;中间凸台在反向挤压力的作用下,从上模模孔中挤出,使凸台高度进一步增高。

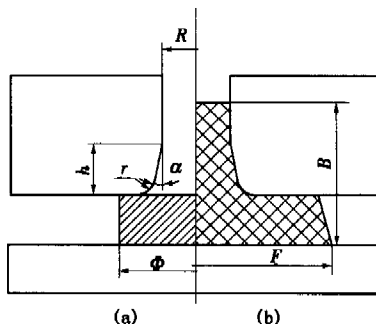


图2 坯料与模具配置示意图

(a) 挤压前 (b) 挤压后

Fig. 2 Configuration of billet and die
(a) Before extrusion (b) After extrusion

金属流动的模式不仅影响最终锻造的质量,而且影响模具的使用寿命,其影响因素主要包括:上模开孔半径 R 、拔模角 α 、拔模高度 h 和模具圆角 r 等。为了获得最佳的锻件质量,延长模具使用寿命,要求获得最高的锻件凸台高度 B ,最小飞边宽度 F ,最小挤压负载 L 。设定其初始参数空间为: $R=2\text{mm}\sim 16\text{mm}$ 、 $\alpha=2^\circ\sim 16^\circ$ 、 $h=12\text{mm}\sim 20\text{mm}$ 、 $r=$

1 mm~10mm。为了获得空间内试验点较好的分布均匀性,采用拉丁超立方试验设计,并采用商业有限元软件 MSC. Marc 进行试验仿真,获得分析结果如表 1 所示。

表 1 仿真试验结果
Table 1 Simulation results

序号	R(mm)	α°	h(mm)	r(mm)	B(mm)	F(mm)	L($\times 10^5$ N)
1	2.00	12.79	17.05	7.158	16.0633	68.3219	18.5849
2	2.74	2.47	16.63	4.316	17.3232	57.1090	10.7345
3	3.47	9.84	17.47	9.526	31.3896	93.5474	86.4254
4	4.21	14.26	14.53	8.579	17.3916	67.5887	25.1253
.....
21	16.00	1.00	12.00	5.263	30.7094	63.5783	12.8512

根据专业知识,分别将 3 个产品性能指标 B、F、L 离散化为 3 个水平低、中、高,并以此为参照,采用布尔逻辑推理方法自动形成设计参数的相应的离散化空间,得到结果如表 2 所示。

表 2 离散化方法
Table 2 Discretization methods

水平	1	2	3	4
R(mm)	[*, 9.74)	[9.74, *)		
α°	[*, 2.11)	[2.11, 8.00)	[8.00, *)	
h(mm)	[*, 16.84)	[16.84, *)		
r(mm)	[*, 3.61)	[3.61, 5.50)	[5.50, 8.82)	[8.82, *)
B(mm)	[*, 20.)	[20., 30.)	[30., *)	
F(mm)	[*, 65.)	[65., 85.)	[85., *)	
L($\times 10^5$ N)	[*, 30)	[30, 70)	[70, *)	

通过对连续型数值的离散化,可以形成决策表,选择粗糙集理论作为归纳学习的算法进行知识获取,可以获取如表 3 所示若干条规则。

表 3 获取的规则
Table 3 Acqui. red rules from simulation results

序号	规 则
1	$R \in [*, 9.74) \wedge r \in [5.5, 8.82) \Rightarrow B \in [*, 20.0) \wedge F \in [65.0, 85.0) \wedge L \in [*, 30 \times 10^5)$
2	$R \in [*, 9.74) \wedge h \in [*, 16.84) \wedge r \in [3.61, 5.5) \Rightarrow B \in [*, 20.0) \wedge F \in [*, 65.0) \wedge L \in [*, 30 \times 10^5)$
3	$\alpha \in [8.0, *) \wedge h \in [16.84, *) \wedge r \in [8.82, *) \Rightarrow B \in [30.0, *) \wedge F \in [85.0, *) \wedge L \in [70 \times 10^5, *)$
...	...
13	$\alpha \in [*, 2.11) \wedge r \in [5.5, 8.82) \Rightarrow B \in [30.0, *) \wedge F \in [65.0, 85.0) \wedge L \in [*, 30 \times 10^5)$
14	$R \in [9.74, *) \wedge \alpha \in [8.0, *) \wedge h \in [16.84, *) \Rightarrow B \in [30.0, *) \wedge F \in [*, 65.0) \wedge L \in [*, 30 \times 10^5)$
15	$R \in [9.74, *) \wedge r \in [3.61, 5.5) \Rightarrow B \in [30.0, *) \wedge F \in [*, 65.0) \wedge L \in [*, 30 \times 10^5)$

从归纳出的知识可以看出,只有满足规则 14、15 前件条件属性的事例可以能够获得好的性能指标。它们定义了参数子空间 S^1 、 S^2 , S^{total} 是原设定初始参数区间,由表 4 可以看出区间所构成的两超立方体的体积和仅为原设计空间的 18.22%,大大缩减了优化搜索空间的大小,同时又避免陷入局部最优。

表 4 优化空间比较
Table 4 Comparison of search space

S	R(mm)	α°	h(mm)	rmm	S/ S^{total}
S^{total}	[2.0, 16.0]	[1.0, 15.0]	[12.0, 20.0]	[1.0, 10.0]	100%
S^1	[9.74, 16]	[8, 15]	[16.84, 20]	[1, 10]	8.83%
S^2	[9.74, 16]	[1, 15]	[12, 20]	[3.61, 5.5]	9.39%

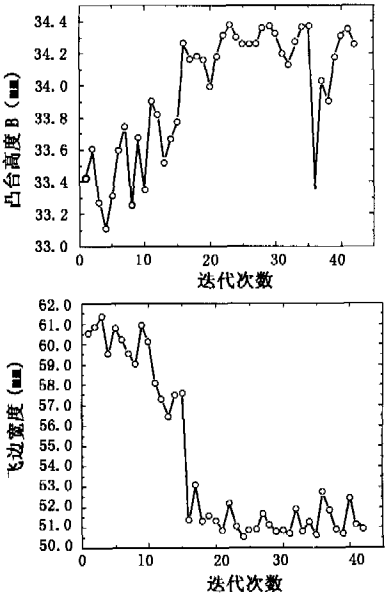
分别在这两个子区间内采用多点启动方法,通过序列二次规划的方法进行局部搜索其最优点^[6]。由于这是一个多目标优化问题,采用加权法将其转变为单目标优化问题。采用如下形式的评价函数:

$$\max \left(1 + \frac{H - H_{\min}}{H_{\max} - H_{\min}} \right) \left(2 - \frac{W - W_{\min}}{W_{\max} - W_{\min}} \right) \left(2 - \frac{L - L_{\min}}{L_{\max} - L_{\min}} \right)$$

区间 S^1 内迭代优化过程如图 3 所示。由表 5 中优化结果可以看出,在空间 S^1 中所获得的优化点 $[R, \alpha, h, r]^{opt} = [16.0, 10.56, 19.83, 7.63]$,对应目标值 $[B, F, L]^{opt} = [34.37, 50.64, 6.46 \times 10^5]$ 。

表 5 优化结果
Table 5 Optimization results

S^i	R(mm)	α	h(mm)	r	B(mm)	F	L($\times 10^5$ N)	Fit
S^1	16.0	10.56	19.83	7.63	34.37	50.64	6.46	5.0865
S^2	16.0	8.31	12.93	4.45	32.86	59.23	8.69	4.5926



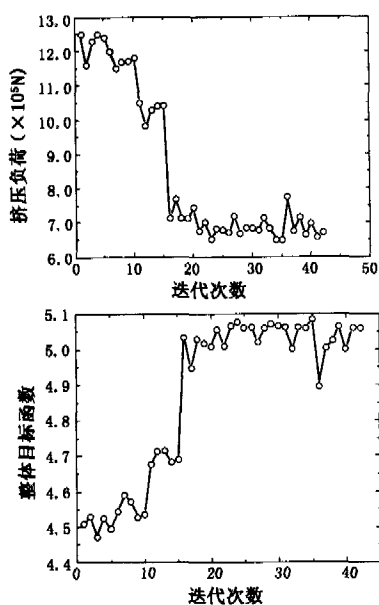


图3 S^1 区间优化搜索过程
Fig. 3 Optimization process in S^1

4 结论

基于人工智能中的归纳学习方法,提出了一种针对挤压锻造工艺优化的基于数值仿真知识的混合优化方法,并通过一个挤压锻造的实例验证了该方法的有效性,结果表明,该优化方法既可以避免基于梯度的优化方法容易陷入局部最优的缺点,又可

以比全局非梯度方法如遗传算法、模拟退火法等算法有更好的效率,最终可以在全局范围内获得较好的优化效果。

参考文献:

- [1] Altan, T, Vazquez V. Status of process simulation using 2D and 3D finite element method' What is practical today? What can we expect in the future? [J]. Journal of Materials Processing Technology, 1997, 71 (1): 49-63.
- [2] Schwabacher M., Ellman T., Hirsh H. Learning to set up numerical optimizations of engineering designs [J]. Artificial Intelligence for Engineering Design, Analysis and Manufacturing: AIEDAM, 1998, 12 (2): 173-192.
- [3] Robert L. Grossman eds Data mining for scientific and engineering applications [M]. Kluwer Academic Publishers, 2001.
- [4] Saraiva P M, Stephanopoulos G. Continuous process improvement through inductive and analogical learning [J]. AIChE Journal, 1992, 38 (2): 161-183.
- [5] Wu C, Hsu Y. Optimal shape design of an extrusion-forging die using a polynomial network and a genetic algorithm [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2002, 20 (2): 128-137.
- [6] Yang X, Teo K L, Caccetta L. Optimization methods and applications [M]. Dordrecht, Boston: Kluwer Academic Publishers, xxxvii, 2001, 412.

(上接第45页)

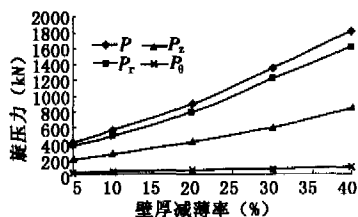


图6 旋压力随减薄率的变化情况

Fig. 6 Variation of spinning force with thickness reduction ratio

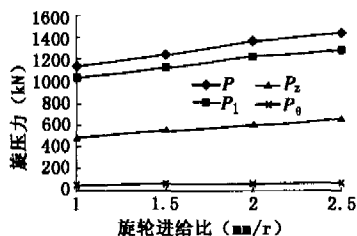


图7 旋压力随进给比的变化情况

Fig. 7 Variation of spinning force with feeding ratio

7 结论

通过对几种对筒形件强力旋压具有较大影响的

工艺参数的详细分析,相对全面的论证了旋压工艺参数的选取与产品生产缺陷之间的内在规律,提出了可行的工艺参数选取方式,从而为改善加工工艺和提高产品质量提供了一定的技术支持和理论保证。

参考文献:

- [1] 梁淑贤, 吴凤照, 张淳芳, 等. 筒形件强旋的辊型与辊缝设计 [J]. 广东有色金属学报, 1995, 5 (2): 151-154.
- [2] 王振生, 姜涛. 变薄旋压旋轮的设计与制造 [J]. 航空制造技术, 1998, (3): 46.
- [3] 日本塑性加工学会, 陈敬之译. 旋压成形技术 [M]. 北京: 机械工业出版社, 1988.
- [4] 薛克敏, 江树男, 康达昌. 带纵向内筋薄壁筒形件强旋成形 [J]. 材料科学与工艺, 2002, 10 (3): 287-290.
- [5] 吕炎. 锻压成形理论与工艺 [M]. 北京: 机械工业出版社, 1991.
- [6] 彭子明. 强力旋压工艺分析软件及旋压力和偏载力研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2004: 60-66.