

文章编号:1000-582X(2010)11-070-07

曲轴锻模新型飞边结构的智能优化设计

张 渝¹, 安治国¹, 周 杰²

(1. 重庆交通大学 机电与汽车工程学院, 重庆 400074; 2. 重庆大学 材料科学与工程学院, 重庆 400044)

摘 要:针对锻模新型飞边结构——阻力墙,对其结构参数进行了优化研究。通过应用部分析因设计方法,对阻力墙结构参数的效应进行了分析,筛选出了关键因子。将得到的设计变量应用拉丁超立方抽样,对得到的样本点进行有限元模拟。以阻力墙结构参数为变量、有限元模拟结果为响应,建立代理模型。采用线性加权法将所得近似模型转化为单目标函数,利用粒子群算法进行全局寻优,最后应用遗传算法对该优化问题进行了比较和验证。结果表明,采用粒子群算法能够得到最优化的阻力墙结构参数,且收敛速度远高于传统遗传算法。

关键词:阻力墙;部分析因设计;粒子群算法;遗传算法

中图分类号:TG315.2

文献标志码:A

Intelligent optimization design of novel flash structure for crank-shaft forging dies

ZHANG Yu¹, AN Zhi-guo¹, ZHOU Jie²

(1. School of Mechatronics and Automotive Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, P. R. China;

2. College of Materials Science and Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China)

Abstract: The parameters of resistance wall, which is a novel flash structure for forging die, are studied. The effects of the resistance wall's parameters are analyzed and the important influence factors are screened by using the fractional factorial design. The Latin hypercube method is used to select sample points of the important design variables which are analyzed by finite elements simulation. The surrogate models are established by taking the simulation result as response and the parameters of the resistance wall structure as variables. The model is converted into single objective function by linear weighting method and is optimized by using particle swarm optimization algorithm for global optimization. Finally, the optimization results are compared and verified with those obtained by genetic algorithm. The results show that the PSO (particle swarm optimization) algorithm has better convergence than the traditional genetic algorithm and can realize optimization of the parameters of the resistance wall structure.

Key words: resistance wall; fractional factorial design; particle swarm optimization(PSO); genetic algorithms

飞边槽是影响模锻工艺的重要因素,国内外学者进行了大量的研究。Sleekx 对飞边槽的设计方

法进行了对比^[1],管婧等人研究了几种飞边槽结构形式对模锻成形的影响^[2]。Tomov 采用有限元方

收稿日期:2010-06-05

基金项目:重庆市教委科学技术研究项目(KJ100414)

作者简介:张渝(1975-),男,博士,主要从事金属塑性成形工艺及模具设计的研究,(Tel)18602306265;
(E-mail)400074@gmail.com。

法对飞边槽桥部尺寸进行了研究,获得理想的结构参数^[3],Samolyk 提出了一种 V 形飞边槽形式^[4],Saniee 研究了飞边对金属充模性能和成形载荷的影响^[5]。赵祖德等人针对连杆热锻,采用优化设计方法,获得了理想的飞边槽形状参数^[6]。

上述研究的飞边槽形式可归纳为图 1 所示。图(a)为常规飞边槽形式,主要靠桥部产生摩擦提供阻力,只能在成形后期才能建立较大阻力,不利于对复杂型腔的填充。图(b)楔形飞边槽,其产生的阻力除了摩擦力外还有楔形斜面对金属产生的压力,可以在成形初期就建立足够的阻力使金属填充型腔,但由于飞边过渡处增厚,使得后续切边困难。图(c)的 V 形飞边槽只适用于充型容易的简单锻件。

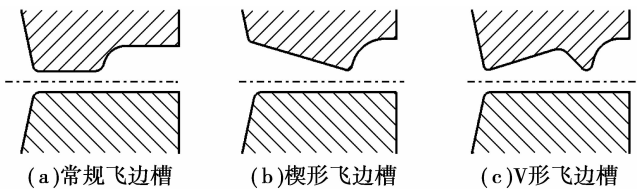


图 1 飞边槽典型结构形式

在传统飞边槽形式的基础上,周杰等人首次提出了一种新型的飞边结构形式——阻力墙^[7](图 2 所示)。这种飞边槽保留了传统飞边槽的桥部,同时将仓部改为墙的形式,利用墙的斜面获得较大的水平方向流动阻力,迫使成形初期易流向飞边的坯料填充型腔,极大地提高了材料利用率。

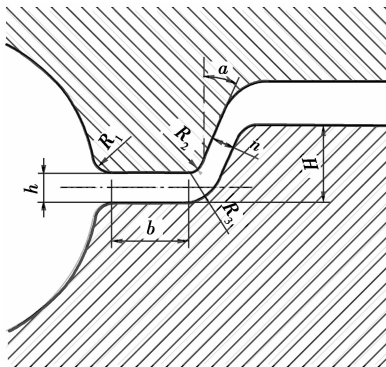


图 2 阻力墙结构形式^[7]

R_1 —圆角; R_2 —圆角; R_3 —圆角; b —桥部宽度; h —飞边高度; H —阻力墙高度; n —阻力墙间隙; a —阻力墙斜度

由于阻力墙结构是一种新型的飞边形式,目前国内外尚无系统的资料可供参考,故在实际工程应用中,如果结构参数取值不恰当,容易引起成形载荷大幅增加,严重影响模具寿命。

笔者采用部分分析因设计方法,对阻力墙结构参数进行筛选,得到影响模具磨损和成形载荷的重要因子,在此基础上,应用粒子群算法对阻力墙结构进行全局优化。

1 设计变量

1.1 有限元模拟

笔者以某曲轴为例(图 3(a)所示),进行锻模结构的优化设计。该曲轴的锻造在热模锻压力机上进行。因为其锻造的最大载荷出现在终锻阶段,终锻模具的磨损也最为严重,故针对终锻锻模进行阻力墙结构参数优化。

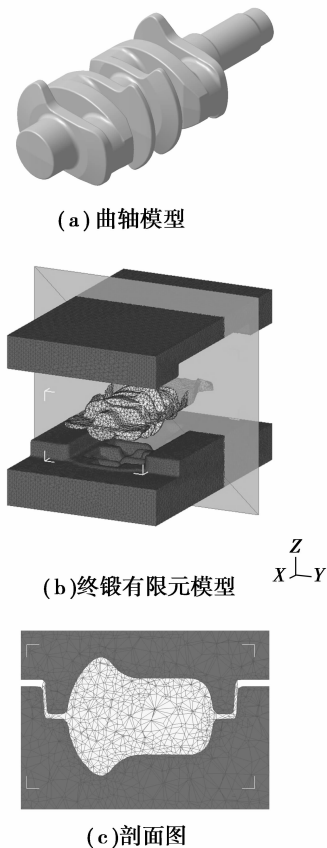


图 3 CAD 及有限元模型

阻力墙的设计参数为 R_1 、 R_2 、 R_3 、 b 、 H 、 a 、 n 、 h , 如图 2 示,其取值范围见表 1,阻力墙参数的水平值由文献^[7]取得。

表1 因素及其水平

参数	R_1	R_2	R_3	b	H	a	n	h
	/mm	/mm	/mm	/mm	/mm	/deg	/mm	/mm
低水平	1	2	2	10	12	0	2	2
高水平	3	4	8	25	30	20	4	8

本文采用的有限元模拟软件为 SFTC 公司的 Deform。终锻的有限元模型如图 3(b) 所示, 坯料从预锻模拟结果继承, 材料为 42CrMo。

传热边界条件: 环境温度为 20 °C, 对流系数为 0.02N/(s·mm·°C), 模具接触面传热系数为 11。坯料温度为 1 150 °C, 模具预热温度为 250 °C。坯料设置为塑性体, 模具设置为刚性体。

其他模拟参数设置: 压机速度为 250 mm/s。采用

的磨损模型为 Archard 模型^[8], 模具硬度设为 HRC42。

1.2 部分析因设计

阻力墙结构参数较多, 如果按照完全析因设计, 需要进行 $2^8=256$ 次不同参数组合的模拟, 其自由度 255 中有 219 个用于估计三因子及更高阶的交互效应。而根据效应排序原则, 高阶交互效应通常是不显著的。同时, 体积成形问题的有限元计算非常耗时, 不必要的模拟计算会使产品开发周期大为延长。

本文采用部分析因设计方法^[9], 将上述参数作为因子, 以模具寿命和成形载荷作为响应, 从而筛选出关键参数, 减少后续优化过程中有限元分析不必要的计算次数和时间。

因子数为 8 时, 试验次数为 16 次的分辨度为 IV。 2_{IV}^{8-4} 的部分析因设计矩阵如表 2。

表2 部分析因设计的设计矩阵

模拟次数		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
阻力墙结构参数	R_1 /mm	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	+1	+1	+1	+1	+1	+1	+1	+1
	R_2 /mm	-1	-1	-1	-1	+1	+1	+1	+1	-1	-1	-1	-1	+1	+1	+1	+1
	R_3 /mm	-1	-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1
	b /mm	-1	+1	-1	+1	-1	+1	-1	+1	-1	+1	-1	+1	-1	+1	-1	+1
	H /mm	-1	+1	+1	-1	+1	-1	-1	+1	-1	+1	+1	-1	+1	-1	-1	+1
	a /deg	-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	-1	+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	+1
	n /mm	-1	+1	-1	+1	+1	-1	+1	-1	+1	-1	+1	-1	-1	+1	-1	+1
	h /mm	-1	-1	+1	+1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	-1	-1	+1	+1
响应	载荷/MN	60.0	69.0	69.0	38.2	41.0	66.0	38.5	85.0	35.4	80.0	85.0	89.0	85.0	99.0	37.4	55.0
	磨损/nm	19.6	16.4	15.4	9.0	40.3	7.9	6.5	14.2	5.1	10.3	23.9	5.2	14.3	11.9	6.1	14.0

1.3 结果分析

对试验结果分析计算后得到效应半正态概率图(如图 4 所示), 由半正态概率分布意义可知, 所有较大的估计效应均出现在图的右上角^[10]。

图 4(a) 为载荷的半正态概率图, 可以看出对载荷影响显著的因子依次为 h 、 b 、 n 、 H 、 R_1 , 对载荷的效应不显著的为 R_2 、 R_3 和 a 。

图 4(b) 为磨损量的半正态概率图, 可以看出对磨损影响显著的因子依次为 H 、 a 、 b 、 R_1 、 n , 对磨损影响不显著的为 R_2 、 R_3 、 h 。

飞边高度 h 对模具磨损为非显著因子, 仅对载荷影响显著, 虽然增大 h 可降低成形载荷, 但会引起模具型腔填充不足。为保证锻件充型饱满, 结合生产实际经验, 将飞边高度设为定值($h=2$ mm)。

R_2 和 R_3 对载荷和磨损均为非显著因子, 在设

计中根据经验设为定值 $R_2=4$ mm, $R_3=8$ mm。

通过上述分析, 同时考虑载荷和磨损, 将阻力墙结构参数减少为 5 个, 即设计变量为: H 、 a 、 n 、 b 和 R_1 。

2 目标函数

为了得到优化的阻力墙参数组合, 需要建立阻力墙参数和磨损、载荷的近似模型, 即通过试验设计得到样本点, 然后进行数值模拟得到响应, 在此基础上构造近似模型, 建立设计参数与响应的对应关系, 得到目标函数进行优化寻找全局优化点。

拉丁超立方抽样(Latin hypercube sampling, LHS)是专门针对计算机仿真而提出的试验设计类型。相对于通常的正交试验设计而言, LHS 更适用于高维非线性的复杂问题^[11]。

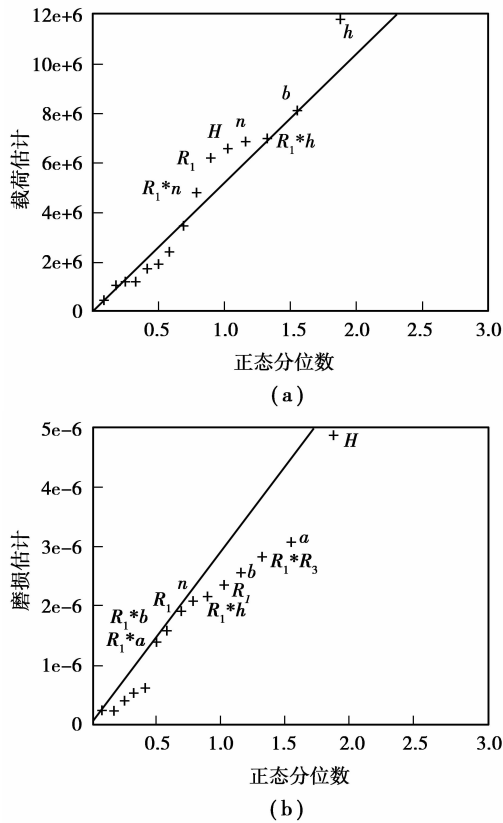


图 4 半正态概率图

构造近似模型的方法有响应面模型、神经网络模型和 Kriging 模型等。Kriging 模型具有局部估计能力,能充分利用均匀分布的较少样本点拟合非常复杂的形状,所以解决非线性问题时能得到理想的拟合效果,故笔者采用 Kriging 模型^[12-13]。

Kriging 模型可表示为

$$Y(x) = f(x)\beta + Z(x), \quad (1)$$

式中: $f(x)\beta$ 为回归模型; $Z(x)$ 为随机波动。

Kriging 模型要求预测的方差最小,由此可得预测的响应估计为

$$\hat{Y} = f(x)\beta^* + r\gamma^*. \quad (2)$$

对于同一样本空间, β^* 、 γ^* 为固定值,因此只需计算 $f(x)$ 和 $r(x)$ 。由式(2)可利用已有样本点求出预测点的响应值。

用 S 表示设计变量, Y_l 表示样本点的成形载荷响应, Y_w 表示样本点的磨损响应,采用 DACE for Matlab 可分别拟合得到成形载荷和磨损的 Kriging 模型:

$$L_{\text{model}} = \text{model}(S, Y_l), \quad (3)$$

$$W_{\text{model}} = \text{model}(S, Y_w). \quad (4)$$

采用权重系数变换法,由式(3)、(4)得线性加权的目标函数为:

$$\min f(x) = \omega \cdot W_{\text{model}}(x) + (1 - \omega) \cdot L_{\text{model}}(x). \quad (5)$$

权重 ω 系数的选择依赖于载荷和模具寿命的重要程度,在设备吨位满足成形要求的前提下,模具寿命越长越好。根据工程实践经验,笔者 $\omega = 0.7$ 。

3 粒子群算法

粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 是近年来出现的一种用来求解优化问题的群体智能方法^[14-15]。该搜索算法将优化问题的每个解都看作是解空间中的一个粒子,由 n 个粒子组成的群体在解空间内搜索,每个粒子在继承自身历史最优解和群体内其他粒子历史最优解的基础上,通过修正自身的速度,从而向最优点靠近。

每个粒子的速度和位置可以通过如下两个极值来更新:个体极值 pbest, 是粒子本身所搜索到的最优解;群体的全局极值 gbest, 是群体当前搜索到的最优解。

粒子的速度和位置由下列公式给出:

$$V_{j,g}^{t+1} = \omega \times V_{j,g}^t + c_1 \times r_1 \times (\text{pbest}_{j,g} - x_{j,g}^t) + c_2 \times r_2 \times (\text{gbest}_g - x_{j,g}^t), \quad (6)$$

$$x_{j,g}^{t+1} = x_{j,g}^t + v_{j,g}^{t+1}, j = 1, 2, \dots, n; g = 1, 2, \dots, m. \quad (7)$$

式中: n 为粒子个数; m 为速度向量与位置向量的维数; t 为迭代次数; ω 为惯性权重; $v_{j,g}^t$ 为粒子 j 在第 t 次迭代时第 g 维方向的速度; $x_{j,g}^t$ 为粒子 j 在第 t 次迭代时第 g 维方向的位置; c_1 、 c_2 为学习因子; r_1 、 r_2 为随机数; pbest _{j,g} 为粒子 j 的最好位置; gbest _{g} 是群体最好位置。

每个粒子在解空间中不断搜索,按式(6)进行速度更新,由 3 部分组成:惯性速度项、自我认知项和社会经验项。将式(6)所得速度代入式(7)得当前位置,即新的解。将该位置 $x_{j,g}^{t+1}$ 代入目标函数 $f(x)$, 即得当前粒子所对应的适应度:

$$F(j) = f(x_{j,g}^{t+1}). \quad (8)$$

4 优化实例分析

4.1 拉丁超立方抽样

由前述部分分析因设计分析得,飞边高度 $h = 2$ mm, $R_2 = 4$ mm, $R_3 = 8$ mm, 设计变量为 H 、 a 、 n 、 b 和 R_1 。

对该 $m = 5$ 个设计变量进行拉丁超立方抽样,确定最小样本容量为^[16]

$$n = (m + 1)(m + 2)/2 = 21.$$

对上述 21 个不同阻力墙参数形式的样本点,进行有限元仿真(模拟参数设置同 1.1),计算出相应的成形载荷和模具磨损量(磨损量以模拟结果中最大磨损为响应值,如图 5 所示)。

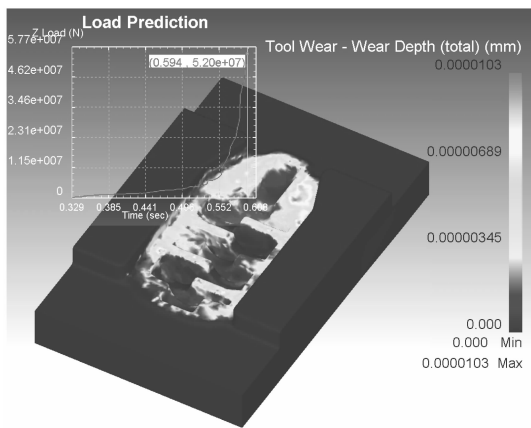


图 5 有限元模拟结果

4.2 PSO 优化

由于磨损量数量级(10^{-5} mm)与载荷值数量级(10^7 N)相差悬殊,为了避免数量级太小的部分在优化过程中被忽略,需要对式(5)进行尺度变换。联立式(5)、(8)变换后得适应度函数为

$$F(j) = \omega \cdot W_{\text{model}}(x_{j,g}^{t+1}) \times 10^5 + (1 - \omega) \cdot L_{\text{model}}(x_{j,g}^{t+1}) \times 10^{-7} \quad (9)$$

相关优化参数设置:粒子数目为 30,迭代次数为 200,粒子最大速度为 4,学习因子 $c_1 = c_2 = 2$,惯性权重系数 $\omega = 0.9$ 。

应用 Matlab 语言编制程序进行优化计算,其优化过程如图 6 所示,横坐标是迭代次数,纵坐标是根据式(9)计算的适应度。

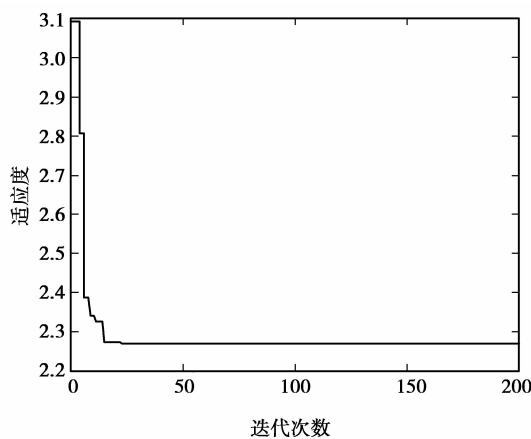


图 6 PSO 优化过程

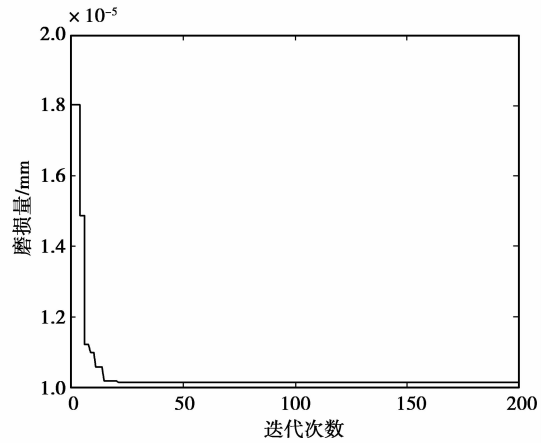
迭代 200 次后,得到优化结果,即

$$[H \ a \ n \ b \ R_1] = [12.000 \ 0 \ 1.985 \ 1 \ 3.017 \ 0 \ 10.721 \ 6 \ 2.108 \ 5]$$

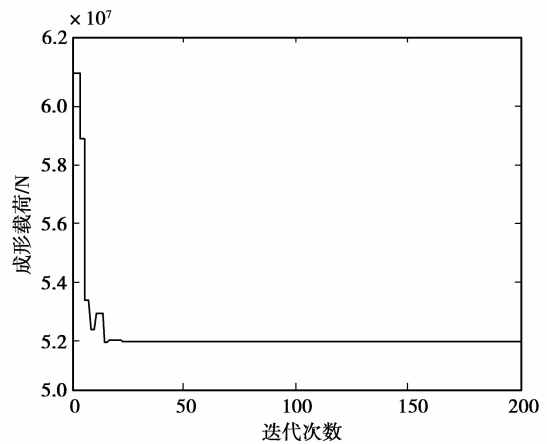
此时,磨损量为 $1.013 \ 5 \times 10^{-5}$ mm,成形载荷

为 $5.197 \ 3 \times 10^7$ N。

寻优计算过程中的磨损量与载荷的变化分别如图 7(a)、(b)所示。



(a) 磨损量变化



(b) 成形载荷变化

图 7 PSO 优化过程

4.3 GA 优化

最后应用遗传算法^[17]对粒子群算法的优化结果进行验证。采用二进制编码,初始种群大小 60、迭代次数 200、选择概率 0.08、交叉概率 0.6、变异概率 0.05。

优化过程如图 8 所示。

得到优化结果为

$$[H \ a \ n \ b \ R_1] = [12.000 \ 1 \ 1.966 \ 4 \ 3.000 \ 0 \ 10.650 \ 7 \ 2.108 \ 4]$$

此时磨损量为 $1.012 \ 8 \times 10^{-5}$ mm,成形载荷为 $5.202 \ 0 \times 10^7$ N。

PSO 与 GA 的优化结果对比见表 3。

从中可以看出,2 种优化算法所得的阻力墙结构参数相差非常小,考虑到模具加工的经济性,对所

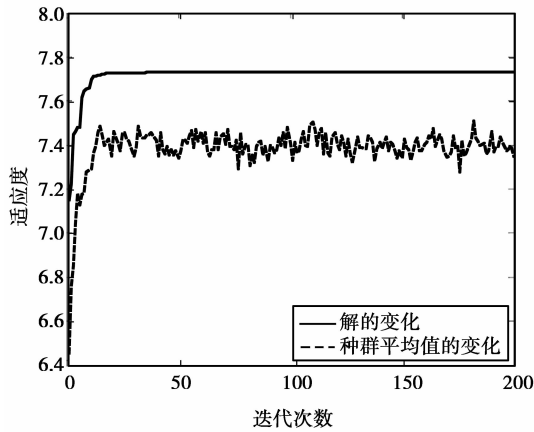


图 8 遗传算法寻优过程

得参数进行圆整,最后优化的设计变量为:

$$[H \ a \ n \ b \ R_1] = [12 \ 2 \ 3 \ 10.5 \ 2].$$

表 3 阻力墙参数优化值对比

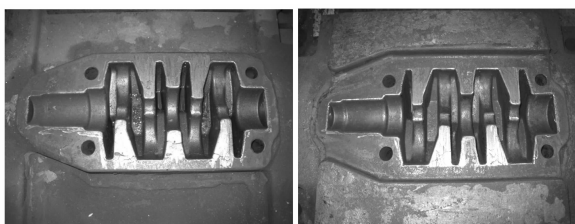
	H/mm	a/deg	n/mm	b/mm	R_1/mm
PSO	12.000 0	1.985 1	3.017 0	10.721 6	2.108 5
GA	12.000 1	1.966 4	3.000 0	10.650 7	2.108 4

2 种优化方法得到的阻力墙结构参数组合所对应的响应对比见表 4。

表 4 响应对比

	磨损量/mm	成形载荷/N
PSO	$1.013\ 5 \times 10^{-5}$	$5.197\ 3 \times 10^7$
GA	$1.012\ 8 \times 10^{-5}$	$5.202\ 0 \times 10^7$

从表 4 中可以看出,粒子群算法所得优化结果中,磨损量较遗传算法大 0.69%,而成形载荷较遗传算法小 0.9%。由于实际锻造环境的影响,生产过程中不可避免会产生随机误差,故 2 种优化算法所得结果之间的差别可忽略不计。可以认为粒子群算法所得优化结果是最优且可靠的。



(a) 上模

(b) 下模

图 9 终锻模具

图 9 为优化分析后制造的终锻模具实物照片。统计数据表明,优化后锻模寿命提高 1 500 件左右。

5 结 论

1) 将部分分析因设计方法应用到新型飞边形式——阻力墙的结构设计上,对设计参数进行筛选,分析了阻力墙各个结构参数对模具寿命及成形载荷影响的效应,得到了各参数对模具寿命及成形载荷影响的重要程度排序,确定了关键的设计变量。

2) 采用 Kriging 模型建立阻力墙参数与载荷、磨损的对应关系,充分利用了 Kriging 模型适合计算机仿真试验的优点。将无显式表达式的 Kriging 模型与粒子群算法进行耦合,在 Matlab 下编程实现了全局优化,最终确定出优化的阻力墙结构参数。

3) 利用遗传算法对同一问题进行优化,作为对比。结果表明,2 种优化算法所得结果高度一致。但粒子群算法的收敛速度远高于遗传算法:在同一计算机上运行迭代 200 次,粒子群算法耗时约 65 s,而遗传算法耗时约 1 655 s。收敛速度对于需要反复迭代计算的多学科集成优化设计问题非常重要,基于这一优点,可以预计粒子群算法的应用会越来越广泛。

参考文献:

- [1] SLEECKX E, KRUTH J P. Review of flash design rules for closed-die forgings[J]. Journal of Materials Processing Technology, 1992, 31(1/2): 119-134.
- [2] 管婧,王广春,赵国群. 飞边槽结构形式对模锻成形的影响[J]. 热加工工艺, 2002(5): 40-41.
GUAN JING, WANG GUANG-CHUN, ZHAO GUO-QUN. Influence of different type of flash on the open-die forging [J]. Hot Working Technology, 2002(5): 40-41.
- [3] TOMOV B, RADEV R, GAGOV V. Influence of flash design upon process parameters of hot die forging [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2004, 157/158: 620-623.
- [4] SAMOLYK G, PATER Z. Use of SLFET for design of flash gap with v-notched lands in a closed-die forging [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2005, 162/163: 558-563.
- [5] SANIEE F F, HOSSEINI A H. The effects of flash allowance and bar size on forming load and metal flow in closed die forging [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2006, 177(1/3): 261-265.
- [6] 赵祖德,陈学文,陈军,等. 基于近似模型和数值模拟的连杆热锻成形工艺设计优化[J]. 上海交通大学学报, 2008, 42(5): 748-756.

- ZHAO ZU-DE, CHEN XUE-WEN, CHEN JUN, et al. The design optimization for hot forging process of connecting-rod based on approximate model and numerical simulation[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2008, 42(5): 748-756.
- [7] 周杰, 刘敏, 王平, 等. 汽车曲轴终锻模阻力墙新型结构参数试验[J]. 机械工程学报, 2007, 43(8): 229-234.
- ZHOU JIE, LIU MIN, WANG PING, et al. Experiment on parameters of new finish forging die structure of automobile crankshaft called resistance wall[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2007, 43(8): 229-234.
- [8] BEHRENS B A. Finite element analysis of die wear in hot forging process[J]. CIRP Annals-Manufacturing Technology, 2008, 57(1): 305-308.
- [9] PAN G H, SANTNER T J. Theory of screening procedures to identify robust product designs using fractional factorial experiments[J]. Journal of Statistical Planning and Inference, 2004, 125(1/2): 59-84.
- [10] DEJAEGHER B, CAPRON X, VERBEKE J S, et al. Randomization tests to identify significant effects in experimental designs for robustness testing [J]. Analytica Chimica Acta, 2006, 564(2): 184-200.
- [11] ALAM F M, MCNAUGHT K R, RINGROSE T J. A comparison of experimental designs in the development of a neural network simulation metamodel[J]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2004, 12 (7/8): 559-578.
- [12] KLEIJNEN J P C. An overview of the design and analysis of simulation experiments for sensitivity analysis[J]. European Journal of Operational Research, 2005, 164(2): 287-300.
- [13] KLEIJNEN J P C. Kriging metamodeling in simulation; a review [J]. European Journal of Operational Research, 2009, 192(3): 707-716.
- [14] WANG H, LI G Y, ZHONG Z H. Optimization of sheet metal forming processes by adaptive response surface based on intelligent sampling method[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2008, 197(1/3): 77-88.
- [15] SATHIYA P, ARAVINDAN S, HAQ A N, et al. Optimization of friction welding parameters using evolutionary computational techniques [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2009, 209 (5): 2576-2584.
- [16] LIU W, YANG Y Y. Multi-objective optimization of sheet metal forming process using pareto-based genetic algorithm [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2008, 208(1/3): 499-506.
- [17] NORTH C H, JOINES J A, KAY M G, et al. A genetic algorithm for function optimization: a matlab implementation[DB/OL]. <http://www.ie.ncsu.edu/mirage/GAToolBox/gaot/. /pap>.

(编辑 王维朗)

~~~~~

(上接第 65 页)

- [8] WICAKSONO D H B, PANDRAUD G, GRACIUN G, et al. Fabrication and initial characterisation results of a micromachined biomimetic strain sensor inspired from the Campaniform sensillum of insects[J]. Proceedings of IEEE Sensors, 2004, 2: 542-545.
- [9] VINCENT J F V, CLIFT S E, MENON C. Biomimetics of Campaniform Sensilla: Measuring Strain from the Deformation of Holes [J]. Journal of Bionic Engineering, 2007, 4 (2): 63-76.
- [10] SKORDOS A, CHAN P H, VINCEN J F V, et al. A novel strain sensor based on the campaniform sensillum of insects[J]. Biomimetics; Technology Transfer from Biology to Engineering, 2002, 360(1791): 239-253.
- [11] CHEN B, PENG X, WANG W, et al. Research on the microstructure of insect cuticle and the strength of a biomimetic preformed hole composite [J]. Micron, 2002, 33(6): 571-574.
- [12] CHEN B, PENG X H, FAN J H. Round-hole-fiber distribution in insect cuticle and biomimetic research[J]. JSME International Journal Series C, 2004, 47(4): 1128-1132.
- [13] ZHANG L Q, YUE Z Q, LEE C F, et al. Stress solution of multiple elliptic hole problem in plane elasticity [J]. American Society of Civil Engineers, 2003, 129 (12): 1394-1407.
- [14] STROBLE J K, STONE R B, WATKINS S E. An overview of biomimetic sensor technology[J]. Sensor Review, 2009, 29(2): 112-119.
- [15] VINCENT J F V, WEGST U G K. Design and mechanical properties of insect cuticle[J]. Arthropod Structure and Development, 2004, 33(3): 187-199.

(编辑 王维朗)