基于响应面法(RSM)的锻造预成形 多目标优化设计

杨艳慧,刘 东,贺子延,罗子健

(西北工业大学,陕西西安 710072)

摘 要:以航空发动机涡轮盘锻件为研究对象,应用响应面法(Response Surface Methodology, RSM)和有限元数值模拟(FEM)对锻造过程预成形设计的多目标优化问题进行了研究。首先以模具充填完整和提高锻件内变形均匀性为目标,建立了有限元数值模拟与响应面法相结合的二阶分析模型,并对优化结果进行了讨论。其次,在原优化设计的基础上以降低锻造过程的成形载荷为目标进行了预成形再设计。结果表明,应用响应面法可灵活有效的对难变形材料锻造预成形坯料形状进行多目标优化设计。

关键词:预成形设计;响应面法 (RSM);有限元数值模拟 (FEM);多目标优化
中图法分类号:TG316 文献标识码:A 文章编号:1002-185X(2009)06-1019-06

不同材料、不同服役环境下,锻件组织和性能的 要求也不尽相同,一般情况下,一个理想的锻件应具 有精确的外形,即材料在锻造过程中充模充分;锻件 具有要求的组织性能,且分布均匀一致;具有最小的 材料消耗即锻件少且无飞边,金属的流线合理、无宏 观缺陷,并且要求锻件变形过程中能量、载荷低以提 高模具的使用寿命。涡轮盘是航空发动机中的关键热 端部件,长期工作于恶劣的服役环境,锻件一般选用 高温合金等难变形材料制造,热加工窗口狭窄,锻件 组织性能对热加工工艺参数及加工历史高度敏感,为 了保证锻件各部位的组织性能均匀,应尽可能提高锻 件内的变形分布均匀性。应用预成形设计,可改变型 腔的填充顺序,提高锻件内变形以及组织性能均匀性, 降低原材料消耗,消除流动缺陷,从而有效控制和优 化锻件质量。

20世纪80年代,Kobayashi^[1]提出了所谓的反向 跟踪方法来进行预成形设计。随后,Han^[2]和Zhao^[3-5] 等人通过引入最优化方法和反向模具接触跟踪算法, 推动了反向跟踪方法在预成形设计中的应用。为了解 决脱模判据精度对优化结果影响较大的问题, Fourment和Badrinarayanan等^[6~8]根据结构优化设计 中敏感性分析方法,将正向有限元数值模拟方法和最 优化方法相结合,提出了所谓基于FEM的预成形最优 化方法。此方法通过采用不同的目标函数可成功解决 诸如模具填充、变形均匀性等问题。然而,这种优化 过程与有限元模拟交互式的计算过程,计算量极大;对 于复杂的塑性成形问题,目标函数对设计变量的敏感性 信息(梯度)求解也较困难。因此,Kusiak等人^[9~11] 将无梯度优化技术引入预成形优化设计,此方法中 FEM 作为目标函数的求解器,与优化过程相对独立, 在一定程度上提高了预成形优化设计的效率。但对于 设计变量较多的情况下,计算量依然很大。

与上述方法不同的是由 Box 和 Wilson 于 1951 年 提出的响应面法 RSM 是数学方法和统计方法相结合 的产物,用来对所感兴趣的响应受多个变量影响进行 建模和分析,最终目的是优化该响应值^[12]。RSM 方法 中,有限元计算只是作为获得目标函数响应值的实验 手段,而不参与优化过程,因此,应用 RSM 能够较 为简便地将随机仿真和确定性仿真问题结合起来,大 大提高了计算效率,得到了非常广泛的应用。随着计 算机性能的提高,RSM 在优化设计、可靠性分析及计 算、动力学研究、工程过程控制等方面也得到了广泛 应用。目前, RSM 在塑性成形领域的应用主要集中在 板料冲压成形过程的优化设计和回弹预测等方面。 2002 年 Kleiber^[13]等将随机有限元与 RSM 相结合来预 测金属成形过程的可靠度; 2005 年, Breitkopf^[14]等将 MLS(Moving Least Square)方法与 RSM 相结合对板 料成形过程进行了优化; 2002 年, Stander^[15]用 RSM 法计算板料成形中回弹补偿的最优值。

由于 RSM 方法在复杂问题优化过程中所具有的

收到初稿日期: 2008-09-15; 收到修改稿日期: 2009-03-26

作者简介:杨艳慧,女,1979 年生,博士,西北工业大学材料科学与技术学院,陕西西安 710072,电话: 029-88460545, E-mail: yanhui_yang@mail.nwpu.edu.cn

优势,以及 RSM 在体积成形领域应用的可能性,本 研究探索了 RSM 方法在体积成形问题优化过程中的 应用,完成了基于 RSM 的锻件预成形优化设计。首 先,以模具填充完整和提高锻件内部变形均匀性为目 标,建立二阶预测模型描述目标响应与设计变量之间 的关系。根据描述目标响应关于设计变量之间关系的 优化图可以获得相应不同目标值范围内的设计变量组 合。在满足原优化设计的基础上以降低锻造过程的成 形载荷为目标进行了预成形再设计,讨论了多目标预 成形优化问题。

1 RSM 方法简介

RSM 方法的主要步骤如下:(1)试验设计(DOE) 并执行试验;(2)建立预测模型;(3)获得对响应面 在最优值附近某个小范围内的一个精确逼近并识别出 最优过程条件。

预测模型多为多项式表示的一阶模型和二阶模型,如式(1)和式(2)所示,通过回归分析可确定 多项式的系数。

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \varepsilon \tag{1}$$

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i< j}^k \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon$$
(2)

式中, k 为设计变量的个数, x_i , x_j 为第 i, 第 j 个设计 变量, β_i 、 β_{ij} 为回归系数, ε 为误差项。

关于 RSM 的理论体系和分析过程,文献[12]已有 详述。

2 目标函数和设计变量

图 1 所示为某发动机用涡轮盘锻件形状示意图。 从图可见,涡轮盘锻件一般由辐板、轮毂和轮缘三部 分组成,各部分的高度往往存在较大差别。从材料成 形角度看,这种形状的锻件内部容易形成较明显的变 形不均匀现象。因此,首先以模具填充完整和控制锻 件内变形均匀性为目标讨论应用 RSM 方法进行预成 形多目标优化设计的方法。



图 1 涡轮盘锻件示意图 Fig.1 Profile of the disk forging

2.1 锻件均匀性描述

目前,各文献[16]中衡量锻件整体的变形均匀性 一般采用如下指标:

$$\psi = \sum_{i=1}^{N} \left(\overline{\varepsilon}_{i} - \overline{\varepsilon}_{avg}\right)^{2}$$
(3)

$$\psi = \overline{\varepsilon}_{\max} - \overline{\varepsilon}_{\min} \tag{4}$$

式中, $\overline{\epsilon}_i$ 为单元*i*的等效应变值; $\overline{\epsilon}_{avg}$ 为锻件所有单元的体积平均应变;*N*为单元总数; $\overline{\epsilon}_{max}$ 和 $\overline{\epsilon}_{min}$ 分别为锻件内最大、最小等效应变值。

从式 3)和式 4)可以看出,2种方法描述锻件 变形均匀性时,只考虑了锻件各部位的等效应变数值的 大小,或等效应变的最大最小值。实际上,当等效应变 数值相等,而分布情况不同时,锻件的变形均匀性也不 同。因此提出如下指标描述锻件的变形均匀性:

$$\psi = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \nabla \overline{\varepsilon}_i \tag{5}$$

$$\nabla \overline{\varepsilon}_{i} = \frac{1}{N-1} \sum_{i \neq j} \frac{\left|\overline{\varepsilon}_{i} - \overline{\varepsilon}_{j}\right|}{d_{ij}} \quad (i \neq j)$$
(6)

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (i \neq j)$$
(7)

式中, $\overline{e_i}$ 和 $\overline{e_j}$ 分别为单元 *i* 和单元 *j* 的等效塑性应变 值, d_{ij} 为两单元的距离, x_i , y_i , x_j , y_j 为两单元形心 的坐标; *N*为单元总数。

以 3×3 单位距离的矩形求解域为例,其网格划分 和应变分布情况如图 2 所示。假设域内只有一个单元 的等效应变值为 1,其余单元等效应变值为 0,根据其 对称性,整个求解域的等效应变分布形式可归纳为 3 种情况(参见图 2),记为ε₁₁=1,ε₁₂=1,和ε₂₂=1。

表 1 为分别应用式(3)~(5)得到的描述锻件变形均 匀性的指标值。从表 1 可以看出,对于图 2 所示的 3 种应变分布形式,式(3)和(4)得到的变形均匀性指标值 相等,而应用本文提出的式(5)~(7),则能够清晰地描 述不同分布情况的变形均匀性。3 种情况对应的变形 均匀性指标值大小关系为 $\varepsilon_{22} > \varepsilon_{12} > \varepsilon_{11}$,即应变值为 1 的单元位置越靠近求解域心部,则变形均匀性指标 值越高,变形均匀性越差。



图 2 简单求解域的应变分布示意图



(a) $\varepsilon_{11}=1$, (b) $\varepsilon_{12}=1$, and (c) $\varepsilon_{22}=1$

表 1 描述锻件变形均匀性的指标值

Table 1	Criteria val	ues of strain di	stribution
Strain	Eq.(3)	Eq.(4)	Eq.(5)
$\varepsilon_{11}=1$	0.89	1	0.13
$\varepsilon_{12}=1$	0.89	1	0.16
$\varepsilon_{22}=1$	0.89	1	0.19

2.2 目标函数

在各种多目标优化问题的求解方法中,线性加权 方法(又称线性组合法)是比较简便的构造目标函数 的方法之一。对于 2 个目标的情况,其目标函数如式 (8)所示:

 $f = \rho_1 f_1 + \rho_2 f_2 \tag{8}$

f₁为描述锻件内的变形均匀性的目标函数,f₂为反映 模具填充情况的目标函数,ρ₁、ρ₂为加权系数,用来 描述各目标函数的重要程度,这是取 0.7 和 0.3,是基 于以下考虑:(1)单纯以保证锻件填充完整为目标与 单纯提高锻件变形均匀性为目标,所得到的预成形形 状是冲突的;(2)在保证锻件填充完全的前提下尽可 能提高锻件变形均匀性;(3)在优化计算以及实际生 产中,要获得填充完整的锻件较提高锻件变形均匀性 容易实现。

根据有限元计算结果, $f_1 和 f_2$ 可由式(5)和式(9)确定:

$$f_2 = 1 - \frac{A_{\text{contact}}}{A} \tag{9}$$

式中, *A* 为模具型腔的总表面积, *A*_{contact} 为工件与模具接触部分的表面积。

2.3 设计变量

在预成形优化设计中通常采用 B 样条曲线描述预 成形坯料的形状,此时,B 样条曲线的控制点坐标即 为设计变量。应该指出, B 样条曲线在应用中存在 2 个问题,一是描述较为复杂的形状时样条曲线上的控 制点较多, 使得优化中设计变量数目较多; 二是得到 的最优预成形坯料形状比较复杂,甚至接近终锻件的 形状,因此有必要对所得到的最优形状进行简化。因 此,提出采用区域分解法来描述锻件形状。将预成形 坯料按照终锻件的形状分解成若干简单区域,每个区 域采用规则的简单几何形状(如矩形、梯形等)进行 描述。根据图1所示的锻件形状,锻件的截面主要由 3 部分组成。因此,采用图 3 所示图形描述预成形坯 料的几何形状。第1部分和第3部分为矩形,几何参 数为长度和宽度,分别记为 a_1 、 h_1 和 a_3 、 h_3 ,第2部 分是过渡区域为梯形,几何参数为上下底长度和高度, 上下底为h,和h,,高度记为a,。可见,预成形坯料形 状可由一组简单的几何参数(a_1 、 a_2 、 a_3 以及 h_1 和 h_3)





Fig.3 Sketch of the preformed billet

进行描述,其体积可由以下公式计算:

$$V = V_1 + V_2 + V_2 \tag{10}$$

$$V_1 = \pi \cdot a_1^2 \cdot h_1 \tag{11}$$

 $V_2 = 2\pi \cdot A_2 \cdot \overline{y}_2 = \pi \cdot (h_1 + h_3) \cdot a_2 \cdot (a_1 + a_2/2)$ (12)

 $V_3 = 2\pi \cdot A_3 \cdot \overline{y}_3 = 2\pi \cdot a_3 \cdot h_3 \cdot (a_1 + a_2 + a_3 / 2)$ (13) 式中 V_1 、 V_2 、 V_3 为3个部分的体积, A_2 、 A_3 分别为 第2、第3部分的截面面积, \overline{y}_2 、 \overline{y}_3 为第2、第3部 分截面形心到旋转轴的径向距离。

选取的设计变量 *a*, *b*, *c*, *d*, 与上述描述预成形 坯料的几何参数的关系为

$a = V_1 / V \tag{1}$	4)
-----------------------	----

$$c = h_3 \tag{16}$$

$$d = V_3 / (V - V_1) \tag{17}$$

另外,为了在模锻过程中应用第1部分进行定位, 要保证第1部分的体积足够大。

综上所述,以式(8)为目标函数,对涡轮盘锻件 进行预成形优化设计,数学上可以定义为

Variable :	a,b,c,d	
{ Min	$f(a,b,c,d) = 0.7f_1 + 0.3f_2$	(18)
s.t.	$a \ge 0.1$	

3 优化实例

3.1 试验设计及其结果

应用四因子(a、b、c、d)、五水平(-2、-1、0、 1、2)的中心复合设计(CCD)进行试验设计,因子 水平如表2所示。试验方案及试验结果示于表3。表4 为有限元模拟中的相关参数。

3.2 预测模型

应用不完全二阶模型建立目标响应 *f*关于设计变量的预测模型。对于四因素的情况,应用多项式表示的不完全二阶模型为

$$f = \beta_0 + \beta_1 a + \beta_2 b + \beta_3 c + \beta_4 d + \beta_5 a^2 + \beta_6 b^2 + \beta_7 c^2 + \beta_8 d^2 + \beta_9 a d + \beta_{10} b d + \beta_{11} c d$$
(19)

采用式(19),应用最小二乘法对表2中的数据进

表 2 因子水平的中心复合设计

	Table 2	CCD fact	or levels	
Levels	Volume percent of	Height of part 1,	Height of part 3,	Volume percent of
(coded)	part 1, <i>a</i> /%	<i>b</i> /mm	c/mm	part 3, <i>d</i> /%
-2	0.1	13	13	0.2
-1	0.325	15.5	24.75	0.35
0	0.55	18	36.5	0.5
1	0.775	20.5	48.25	0.65
2	1	23	60	0.8

	表 3	试验方案及试验结果
Table 3	Design	project and experimental results

		<u> </u>	<u> </u>		-		
Experiment No.	а	b	с	d	f_1	f_2	f
1	-2	0	0	0	0.3499	0.2178	0.3103
2	0	2	0	0	0.4613	0	0.3229
3	-1	-1	-1	$^{-1}$	0.4943	0	0.3460
4	1	1	-1	1	0.4800	0	0.3360
5	0	0	2	0	0.4614	0	0.3230
6	0	0	0	-2	0.5649	0	0.3954
7	0	0	0	0	0.5619	0.2343	0.4636
8	$^{-1}$	1	1	1	0.1889	0.6058	0.3140
9	0	0	0	0	0.5619	0.2343	0.4636
10	0	0	0	0	0.5619	0.2343	0.4636
11	$^{-1}$	1	$^{-1}$	-1	0.1768	0.7174	0.3390
12	0	-2	0	0	0.2900	0.8813	0.4674
13	0	0	0	0	0.5619	0.2343	0.4636
14	0	0	0	0	0.5619	0.2343	0.4636
15	$^{-1}$	1	1	-1	0.2672	0.5164	0.3420
16	1	1	1	-1	0.5381	0	0.3767
17	1	$^{-1}$	$^{-1}$	-1	0.2903	0.8655	0.4629
18	$^{-1}$	$^{-1}$	$^{-1}$	-1	0.5163	0.1497	0.4063
19	0	0	-2	0	0.5053	0.1042	0.3850
20	$^{-1}$	$^{-1}$	$^{-1}$	1	0.5228	02377	0.4373
21	1	$^{-1}$	$^{-1}$	1	0.3076	0.8748	0.4778
22	1	1	$^{-1}$	-1	0.5209	0.5622	0.5333
23	0	0	0	0	0.5619	0.2343	0.4636
24	$^{-1}$	1	$^{-1}$	1	0.1721	0.6993	0.3303
25	$^{-1}$	$^{-1}$	1	1	0.5394	0	0.3776
26	2	0	0	0	0.6753	0	0.4727
27	1	$^{-1}$	1	-1	0.5954	0	0.4168
28	0	0	0	2	0.5302	0.3268	0.4692
29	1	1	1	1	0.5148	0	0.3604
30	1	1	1	1	0.4625	0.5510	0.4891
31	0	0	0	0	0.5619	0.2343	0.4636

行回归分析,得到的回归模型为

f = 0.46362 + 0.039816a - 0.0292b - 0.0292b

 $\begin{array}{l} 0.014752c + 0.000976d - 0.016744a^2 - \\ 0.015829b^2 - 0.026122c^2 - 0.00654d^2 - \\ 0.013908ad - 0.029394bd + 0.009337cd \end{array} \tag{20}$

应用方差分析(ANOVA)对回归模型中线性项、 平方项以及交叉项进行显著性分析,结果示于表 5。 从表 5 可以看出,回归 P 值为 0.000,线性项、平方 项以及交叉项的 P 值分别为 0.000, 0.000 和 0.004, 均小于 0.05 (α=0.05),说明得到的二阶回归方程 是显著的。除 F 检验之外,统计量 S、R²和 R²_{adj}也常用 来检验回归模型的拟合程度。通常 R²和 R²_{adj}越大,S 越小,回归模型的拟合程度越好,从表 5 可以看出, 所得到回归模型的拟合程度达 88.05%,说明该预测模 型可较好地描述所提出的目标函数 f 关于设计变量 a、 b、c 和 d 的响应,并且具有满意的精度。

3.3 结果讨论

从式 (20) 可以看出, 当变量 *a*, *c*, *d*保持不变, 响应值随变量 *b* 的增加而减小。从表 3 中第 27、16 组 的试验结果看, *b* 由–1 增加至 1 时, 响应值由 0.4168 降至 0.3767。图 4 所示为第 27、16 组试验得到的锻件 内各单元的 Δ $\bar{\epsilon}$ (参见式 (6))分布情况。图中对称轴 左侧为第 27 组试验结果, 对称轴右侧为第 16 组试验结 果。从图 4 可以看出, 第 16 组试验得到的锻件内 Δ $\bar{\epsilon}$ 较 低的区域, 如 Δ $\bar{\epsilon}$ = 0.2~0.45, 其范围较第 27 组试验要 大,说明应变分布均匀性较好。

图 5~图 7 为响应面的三维曲面图和等值线图。从 图 5 可以看出,当 b=0, c=0 时,响应 f 随变量 a 减小 而减小,当 a < -1 时,响应值可降至 0.3 左右。从图 6 可以看出,当 a=0, c=0 时,随变量 b 和 d 增加,响应 值先增加后降低。从图 7 可以看出,当 a=0, b=0, c>0.4 时,随变量 d 增加,响应值增加;当 c>1.75, d<-1.25 时,响应值可降至 0.3 左右。从图 5~图 7 可以看出,响 应值范围 0.2~0.4 可视为优化范围,结合图 8 所示的响 应优化图,可确定优化范围内的变量组合。

表 4 有限元模拟相关参数 Table 4 Parameters for FEM simulation

	Workpiece Dies Simulation co.		dition	
Material	IN718	5CrNiMo	Circumstance temperature/°C	20
Temperature/°C	1000	400	Friction factor	0.25
Density/kg·m ⁻³	8420	7860	Velocity of upper die/mm·s ⁻¹	1
Heat conductivity/ $W \cdot (m \cdot K)^{-1}$	9.304+0.01419∙ <i>T</i> <i>T</i> : temperature/K	34.6	Constitutive relationship of IN718, developed by Brand et al ^{17]}	$\overline{\sigma} = \frac{\overline{\sigma}_{\max}}{\overline{\varepsilon}_{\max}} \cdot \overline{\varepsilon} \cdot [\exp(1 - \frac{\overline{\varepsilon}}{\overline{\varepsilon}_{\max}})]$
Specific heat/J·(kg·K) ⁻¹	435	448	developed by Brand et al	• max • max

		表 5 回	归分析表				
Table 5 ANOVA (analysis of variance) for the response mod							
Source	DF	Adjust sum of squares	Adjust mean square	F	Р		
Regression	11	0.110789	0.010072	12.73	0.000		
Linear	4	0.065016	0.016254	20.54	0.000		
Square	4	0.031302	0.007825	9.89	0.000		
Interaction	3	0.014471	0.004824	6.09	0.004		
Residual error	19	0.015038	0.000791				
Lack-of-fit	13	0.015038	0.001157				
Total	30	0 125827					

el

Source	DF	of squares	mean square	Г	1
Regression	11	0.110789	0.010072	12.73	0.000
Linear	4	0.065016	0.016254	20.54	0.000
Square	4	0.031302	0.007825	9.89	0.000
Interaction	3	0.014471	0.004824	6.09	0.004
Residual error	19	0.015038	0.000791		
Lack-of-fit	13	0.015038	0.001157		
Total	30	0.125827			
R^2		88.05%	$R_{\rm adj}^2$		81.13%
Press		0.0487180	S	0.028132	



图 4 第 16、27 组试验得到的锻件内应变梯度 $\Delta \overline{\varepsilon}$ 分布 Fig.4 $\Delta \overline{\varepsilon}$ distribution within final forging for experiment 27 and 16



图 5 b=0, c=0 时响应 f 关于变量 a 和 d 的三维曲面图 和等值线图

Fig.5 3D surface graph and contour for the objective response f as a and d variables at b=0, c=0



图 6 a=0, c=0 时响应 f 关于变量 b 和 d 的三维曲面图 和等值线图





- 图 7 a=0, b=0 时响应 f 关于变量 c 和 d 的三维曲面图 和等值线图
- Fig.7 3D surface graph and contour for objective response f as c and d variables at a=0, b=0



载荷优化再设计 4

参照前面优化过程,以降低载荷为目标并在上述 优化的基础上,进行载荷优化再设计。图9给出了变 量 c=0, d=0 时, 变量 a, b 的优化结果图。图中, 虚 线和实线分别代表待优化响应的上、下限的等值线, 其中,由式(8)计算得到的响应上、下限分别为0.4 和 0.2,载荷响应的上、下限分别为 2 和 1,图中阴影 部分为不可行域,那么,图中白色区域即为可行域。 同样,所有设计变量在其他水平下的优化结果图也可 以应用同样的方法得到。



变量 a, b 的优化结果图 图 9 Optimal results for a, b, when c=0, d=0Fig.9

5 结 论

应用区域分解法,采用简单的几何形状参数描述预成形坯料形状,可减少设计变量的数目,降低计算量,并且优化后的预成形形状不需简化处理而直接应用。

2)应用锻件整体变形均匀性描述方法(式(5)~
 (7))可以描述相同等效应变数值、不同分布情况下的变形均匀性。

3) 应用 RSM 方法建立描述锻件内变形均匀性以 及模具填充情况对几何设计变量 *a、b、c* 和 *d* 的二阶 响应模型,精度可达 88.05%,可较好地描述本研究提 出的响应。

4) 应用基于 RSM 方法的锻件预成形多目标优化 设计,可确定目标优化范围内的变量组合。

5) 在原优化设计的基础上,可继续对其他优化目标 进行预成形优化再设计,实现预成形多目标优化设计。

参考文献 References

[1] Kobayashi S. Int J MTDR[J], 1983, 23(2~3): 111

- [2] Han C S et al. AIAA J[J], 1993, 31(4): 774
- [3] Zhao G et al. Int J Mach Tools Manu[J], 1995, 35(9): 1225

- [4] Zhao G et al. Int J Mach Tools Manu[J], 1996, 36(7): 755
- [5] Zhao G et al. Int J Numer Methods Eng[J], 1997, 40(7): 1213
- [6] Fourment L et al. Int J Numer Methods Eng[J], 1996, 39(1): 33
- [7] Badrinarayanan S et al. Comput Meth Appl Meth Eng[J], 1996, 129: 319
- [8] Zhao G et al. J Mater Process Tech[J], 2004, 147(2): 217
- [9] Kusiak J et al. J Mater Process Technol[J], 1996, 57(1~2): 79
- [10] Toy S et al. Int J Mach Tools Manuf[J], 1997, 37(1): 29
- [11] Chung J S et al. J Mater Process Technol[J], 1998, 80~81:136
- [12] Montgomery D C. Design and Analysis of Experiments[M]. New York: John Wiley, 1984
- [13] Kleiber M et al. Proceedings of the Fifth World Congress on Computational Mechanics (WCCMV)[C]. Vienna: Vienna University of Technology, Austria, 2002
- [14] Breitkopf P et al. Comput Struct[J], 2005, 83: 1411
- [15] Stander N. Proceedings of the 9th AIAA/ISSMO Symposium on Multidisciplinary Analysis and Optimization[C]. Atlanta: AIAA, 2002: 2002
- [16] Zhao Xinhai(赵新海) et al. Developing Research(试验研究)[J], 2004(1): 48
- [17] Brand A J et al. Mater Sci Tech[J], 1996, 12: 963

Multi-Objective Preform Optimization Using RSM

Yang Yanhui, Liu Dong, He Ziyan, Luo Zijian

(Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: The multi-objective optimization was studied using response surface method (RSM) and FEM simulation for a preform design of aeroengine disk forging. Firstly, taking the deformation homogeneity within forgings and die filling completeness as the objective, a reduced quadratic model was developed through regression analysis and ANOVA (analysis of variance), and then the optimal results are obtained and discussed. Secondly, redesign and optimization were carried out to reduce the deformation load on the basis of the former optimization results. The results show that RSM is an effective and flexible method to realize multi-objective preform optimization design for hard deformed material forging.

Key words: preform design; response surface method (RSM); FEM simulation; multi-objective optimization

Biography: Yang Yanhui, Candidate for Ph. D., School of Materials Science and Technology, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, P. R. China, Tel: 0086-29-88460545, E-mail: yanhui_yang@mail.nwpu.edu.cn