

# 基于离散变量遗传算法的注塑模浇口位置优化设计

王希诚\*, 安然

(大连理工大学 工业装备结构分析国家重点实验室, 辽宁 大连 116024)

**摘要:** 建立了一个注塑模浇口位置设计的多目标优化模型, 以浇口位置作为设计变量, 优化充填过程中入口压力、温度分布等主要工艺参数以减小制品的翘曲程度. 将拟精确罚函数和基于信息熵的多种群离散变量遗传算法相结合, 发展了一种求解注塑模浇口位置多目标优化问题的迭代格式. 在遗传进化中采用了多种群遗传策略和基于信息熵的空间减缩搜索技术, 从而大大提高了遗传进化的效率. 将该算法与注塑模流动数值模拟程序结合进行浇口位置优化设计. 算例表明所提出的方法适用于注塑模浇口位置优化, 并且有较好的计算效率和精度.

**关键词:** 浇口位置设计; 优化; 信息熵; 遗传算法

**中图分类号:** TQ320.66 **文献标志码:** A

## 0 引言

以塑料、橡胶为代表的聚合物材料由于其优良的加工性能和使用性能在许多领域得到广泛应用, 其体积消耗量已超过钢、铜、铝的总和. 随着聚合物制品应用的日益广泛, 对制品性能提出了更高的要求. 高聚物成型加工是将聚合物原料转变成具有特定性能和使用价值制品的过程, 成型过程不仅使材料获得一定的形状、尺寸, 而且赋予材料最终的组织与性能. 模具作为聚合物成型的重要工艺装备, 其设计与制造水平直接关系到聚合物制品的质量、性能及更新速度. 制品质量涉及很多因素, 而其中注塑口位置对制品质量的影响尤为突出, 不合理的浇口位置常常造成熔体充填不均匀, 从而引起过保压、高剪切应力和严重的翘曲变形. 长久以来, 模具设计主要依靠于工程人员的经验, 难以快速提高模具制造的效率, 因此, 应用数值模拟以及优化算法设计浇口位置成为模具辅助设计中的重要手段. 在这方面, 国内外展开了一系列的研究工作. Yao 等<sup>[1]</sup>从长度、位置等方面对熔接线质量进行了定量描述, 并将其作为目标用复形法和数值分析软件相结合, 对成型工艺参数和浇口位置进行优化, 从而使熔接线的长度最短、位置最佳、力学性能最好. Pandelidis

等<sup>[2]</sup>采用间接法描述塑件质量, 将数值分析和模拟退火爬山法结合进行浇口位置优化. Smith 等<sup>[3]</sup>首次将数值分析、灵敏度分析和数值优化结合起来, 求出了在锁模力和注射速率约束下使充填时间最短的浇口位置和注射压力曲线. 后来, Smith<sup>[4]</sup>用 B2 样条曲面表征型腔中面, 用参数化坐标表征浇口位置, 采用序列线性规划法对浇口位置进行了优化. 翟明<sup>[5]</sup>从能量消耗角度给出了判断充填过程是否平衡的方法, 并以最小入口压力为优化目标将数值分析和序列线性规划法结合, 对浇口位置进行了优化. Gokce 等<sup>[6,7]</sup>以最小注射时间为设计目标、浇口位置为设计变量, 应用分支定界搜索算法与流体浇注程序 (LCM) 相结合, 得到了较好的浇口位置; 在此基础上, 又整合了分支定界和基于图论的搜索算法, 优化了浇口位置和排气孔位置. 申长雨等<sup>[8]</sup>综合考虑了流动平衡、温度差异、过压及表征剪切率与剪切应力的摩擦热等各因素, 采用连续空间的遗传算法对浇口位置进行优化, 并延伸到多浇口问题中. 本文研究基于离散变量遗传算法的浇口位置优化设计.

## 1 优化模型

注塑模浇口位置优化设计实质上是确定合适

收稿日期: 2007-03-11; 修回日期: 2009-01-09.  
基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (重大项目 10590354).  
作者简介: 王希诚\* (1946-), 男, 博士, 教授, 博士生导师.

的浇口位置和工艺参数以使制品的质量最好. 由于影响制品质量的因素很多,在设计时不可能也没有必要将各种因素完全考虑进去,通常只考虑注塑成型中各主要工艺参数的影响. 例如,充填阶段熔体的流动不平衡、制件的温度分布不均匀和不均匀冷却、制件密度不均匀、热缩的各向异性和应力分布的不平衡性等会导致制品翘曲;而过热(烧焦)和高剪切率将导致材料性能降低. 因此,这里将浇口位置优化视为一个多目标优化设计问题,包括以下指标.

### 1.1 流动平衡

在充填阶段,熔体流动不平衡是造成塑件翘曲变形的一个重要原因,理想的充填模式是熔体在充填过程中保持恒定的前锋面速率,同时到达型腔各个角落. 描述充填过程是否平衡的方法有很多,在加工条件和型腔结构相同情况下往往成型时能量消耗最小的浇口位置设计能够实现熔体的平衡充填,而能量消耗最小等价于完成充填过程所需的注射压力最小<sup>[5]</sup>,即

$$\min f_1(\mathbf{x}) = \bar{p}_m \quad (1)$$

式中:设计变量  $\mathbf{x} = (x \ y \ z)^T$  为对应浇口位置坐标; $\bar{p}_m$  为入口压力,在程序中取流动过程中最大入口压力值(MPa).

### 1.2 温度差异

在充填结束时,温度的差异体现了温度分布的不一致性. 本文所用温度是在厚度方向上的平均温度. 塑料的收缩度是其温度的函数,而温度不一致引发的收缩不一致将会引起残余应力,从而导致翘曲和其他短期与长期影响,包括在低温下的变形和裂缝等,因此,应尽量减小充填结束时的温度差异以控制由温度分布不一致引起的不均匀收缩,即

$$\min f_2(\mathbf{x}) = \bar{T}_d = T_{\max} - T_{\min} \quad (2)$$

式中  $\bar{T}_d$  为温差(K).

### 1.3 过压

制件密度的不一致(不均匀)是引起翘曲的一个重要因素,其主要原因是充填过程中的过压现象,过压是压力分布不一致造成的. 充填过程中最佳的压力分布是使制件的各单元具有一致的压力梯度,但是,由于流动中压力梯度的变化,要达到这种最佳的状态相当困难. 压力梯度的变化主要由流动平衡性、摩擦力、剪切力和冷却效果等因素造成. 流体在型腔中的流动存在压力损失,将型腔中不存在压力梯度或压力梯度非常小的高

压区域视为过压区域. 过压区域的熔体密度高于存在压力梯度的区域. 在有限元分析时,若一个单元  $n$  的各节点压力都非常高,且该单元的压力梯度接近于0,则被认为是过压单元,以三角形单元为例,满足

$$\begin{aligned} |p_{n1} - p_{n2}|, |p_{n1} - p_{n3}|, |p_{n2} - p_{n3}| &\leq 0.01; \\ p_{n1}, p_{n2}, p_{n3} &\geq p_{\max}/2 \end{aligned} \quad (3)$$

即为过压单元. 实验验证,减少过压单元数可以有效地减小因过压而引起的翘曲,即应有

$$\min f_3(\mathbf{x}) = N_{\text{ovp}} \quad (4)$$

式中  $N_{\text{ovp}}$  为过压单元百分比,数值上等于过压单元数除以单元总数.

### 1.4 摩擦热

通常高剪切率和剪切应力不仅会产生分子取向,还会降低聚合物性能,而且由分子取向引发的收缩差异是翘曲的一个最常见因素,因此降低注塑过程的剪切率和剪切应力非常重要. 由于各种材料所允许的最大剪切率没有给定值,要做到这一点非常困难. 考虑到摩擦热的值与剪切率和剪切应力的乘积成比例,可以通过减少过热单元数目来代替直接减小剪切率和剪切应力. 塑料流入制件时,随着时间的增加,由于热交换,在流动方向上熔体的温度降低. 而如果存在过量的摩擦热,温度在流动方向上将会升高,时间增加的方向向量和温度方向向量的点积大于零. 由此,定义过热单元应满足的条件为

$$\mathbf{t}_n \cdot \mathbf{T}_n > 0 \quad (5)$$

由此,在填充时,应使过热单元数最小化,即

$$\min f_4(\mathbf{x}) = N_{\text{fth}} \quad (6)$$

式中  $N_{\text{fth}}$  为过热单元百分比,数值上等于过热单元数除以单元总数.

综上,注塑模浇口位置优化的多目标优化模型为

$$\min F(\mathbf{x}) = \{f_i\}; i = 1, \dots, 4 \quad (7)$$

数值求解时,采用功效系数法,将问题(7)化为如下单目标优化问题求解:

$$\begin{aligned} \min F(\mathbf{x}) &= \alpha p_m + \beta N_{\text{ovp}} + \gamma N_{\text{fth}} + \lambda T_d \\ \text{s. t. } \mathbf{x} &\in \Omega, \alpha + \beta + \gamma + \lambda = 1 \end{aligned} \quad (8)$$

式中: $p_m$  和  $T_d$  是  $\bar{p}_m$  和  $\bar{T}_d$  的量纲一表示; $\alpha, \beta, \gamma, \lambda$  为权系数.

## 2 离散变量多种群遗传算法

### 2.1 多种群遗传算法的空间收缩搜索策略

多种群算法中首先随机产生  $M$  个初始群体,

其搜索空间相同,均由设计变量尺寸约束所限定.  $M$  个群体各自独立进行遗传操作,由于遗传演化具有一定的随机性,  $M$  个群体在每代进化中的结果不尽相同,但它们将反映出有助于判断最好解的信息. 随着逐代演化的进行,设计将逐步逼近最优解,即最优解在设计空间中的位置由初始的模糊不定而渐趋明朗,设计变量的搜索空间也将逐渐减小,并最终接近于零(或给定的精度),使设计趋于不动点而逼近最优解.

优化过程与信息论中的通讯过程有相似之处,从信息熵角度看,通讯过程就是向系统引入负熵的过程<sup>[9]</sup>. 在演化设计中引入信息熵,以控制遗传算法的进化过程. 遗传算法是一种随机搜索类优化方法,随机中蕴藏着目的性,是一个熵减过程,用信息熵控制搜索会使遗传中蕴藏着的进化目的性得到强化.

为了确定空间收缩因子,构造如下信息熵优化模型:

$$\begin{aligned} \min & - \sum_{j=1}^M p_j F_j(\mathbf{x}) \\ \min H & = - \sum_{j=1}^M p_j \ln p_j \\ \text{s. t.} & \sum_{j=1}^M p_j = 1; p_j \in [0, 1] \end{aligned} \quad (9)$$

式中:  $p_j (j = 1, 2, \dots, M)$  为最优解落在第  $j$  种群的概率;  $F_j(\mathbf{x})$  为问题的目标函数. 当最优解落在第  $j$  种群时,  $p_j = 1, p_i = 0, i \neq j$ , 这时,  $\sum_{j=1}^M p_j F_j(\mathbf{x}^*) = F(\mathbf{x}^*)$ . 信息熵  $H$  衡量优化过程中最优解的这种不确定性,开始时,对优化的结果一无所知,  $p_j = 1/M, j = 1, 2, \dots, M, H$  取最大值. 随着优化的进行,最优解的不确定性将减小,  $p_j$  以及  $H$  都将随之变化,当达到最优解时,不确定性减为零,即  $\min H = 0$ . 综上,显然问题(9)的最优解  $\mathbf{x}^*$  也是原问题的最优解.

利用式(9)容易求出

$$p_j = \frac{\exp[rF_j(\mathbf{x})]}{\sum_{j=1}^M \exp[rF_j(\mathbf{x})]}, r = \frac{\alpha - 1}{\alpha} \quad (10)$$

式中  $\alpha$  为权系数(本文取  $\alpha = 0.5$ ). 各种群的空间收缩因子为

$$R_j = 1 - p_j \quad (11)$$

由式(10)、(11)可以看出,在遗传迭代时,对

于含有较好适应值的群体,其搜索空间收缩得也多.

设初始空间为  $D_0(0)$ , 各种群空间收缩因子为  $R_j, j = 1, \dots, M, M$  为种群编号. 当  $M$  个群体各自进行  $K$  代演化后,搜索空间的变化为

$$D_j(K+1) = R_j D_j(K) \quad (12)$$

相应地修改设计变量的下、上限

$$\underline{A}_{ij}(K+1) = \max \left\{ \left[ X_{ij}(K) - \frac{D_j(K+1)}{2} \right], \underline{A}_{ij}(0) \right\} \quad (13)$$

$$\bar{A}_{ij}(K+1) = \min \left\{ \left[ X_{ij}(K) + \frac{D_j(K+1)}{2} \right], \bar{A}_{ij}(0) \right\} \quad (14)$$

其中  $X_{ij}(K)$  是进化到第  $K$  代遗传时在第  $j$  个种群的最好个体中第  $i$  个设计变量的值. 当搜索空间减缩到给定的精度时,便得到优化解而结束遗传迭代.

## 2.2 离散变量处理

在流动分析中将浇口视为点浇口,不考虑其大小和形状,因此目标函数中以浇口位置为设计变量. 由于流动模拟程序中有限元分析要求浇口位置必须落在节点上,本文将设计变量转化为离散的节点编号,采用二进制编码对其进行选择、交叉、变异等操作.

二进制编码方法是遗传算法中最常用的一种编码方法,它使用  $\{0, 1\}$  作为编码符号集,所构成的个体基因是一个二进制编码符号串. 对整数类型的节点编号进行编码时,符号串的长度由总节点数决定. 设节点编号为  $0, 1, 2, \dots, N-1, N$  为节点总数,如果  $N \in [2^{k-1} + 1, 2^k + 1], k = 1, 2, \dots, n$ , 那么二进制串的长度就是  $k$ . 一般情况下,节点总数与二进制串长所表示的最大值并不完全吻合,这就导致了串所表示的整数可能会有一部分不在节点编号范围之内,在进行交叉、变异操作之后所产生的新个体很可能会落到编号范围之外. 因此,本文将多余个体均匀映射到节点整数列中,以保证基因所表示的整数在编号范围内.

## 2.3 算法步骤

空间收缩算法的具体实现如下:

(1) 给定初始搜索空间  $D_0(0)$ , 即设计空间  $[\underline{A}(0), \bar{A}(0)]$ , 进化代数计数器初值  $K = 0$ , 并在设计空间  $D_0(0)$  上产生  $M$  个初始种群.

(2) 在  $M$  个种群上进行搜索: 执行流动模拟

程序,计算个体的适应值函数  $F_j(\mathbf{x})$ , 并进行选择、交叉、变异操作.

(3) 计算最优解落在各个种群的概率  $p_j$ , 并根据式(11) 求得空间收缩因子  $R_j$ .

(4) 按式(12) ~ (14) 计算各种群经空间收缩后的减缩搜索空间, 如果满足停机条件则停止迭代, 种群  $j$  中最好的个体就是最优解; 否则,  $K = K + 1$ , 转(2).

本文将设计变量  $\mathbf{x} = (x \ y \ z)^T$  离散为节点编号, 当收缩后的搜索空间  $[\underline{A}_{ij}(K), \bar{A}_{ij}(K)]$  中只含有一个节点时, 该节点就是最优的浇口节点, 即可停机.

### 3 算例

通过一个等厚度薄板和一个变厚度薄板实例验证本文算法的有效性. 算例中种群规模均取为 3, 每种群的成员数为 10, 杂交概率为 0.3, 变异概率为 0.06. 目标函数中权系数  $\alpha, \beta, \gamma, \lambda$  分别取为 0.35, 0.1, 0.35, 0.2. 注射时所采用的工艺参数: 熔体入口温度为 240 °C, 模具温度为 37 °C, 充填时间为 1 s. 所用注塑材料均为聚丙烯 (POLYPRO\_E120, Asahi Chem).

#### 算例 1 正方形平板浇口位置优化设计

本算例采用的是正方形平板, 边长为 0.200 m, 厚度为 0.002 m, 对该平板进行网格划分, 共 263 个节点、468 个单元, 见图 1.

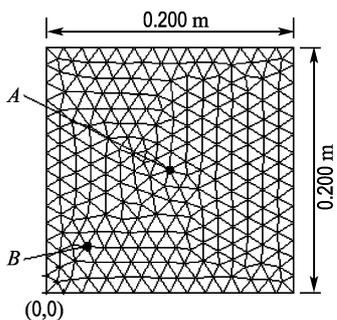
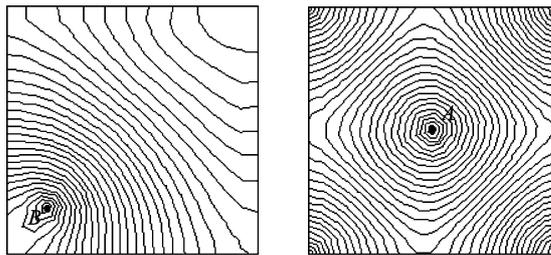


图 1 例 1 的有限元模型

Fig. 1 Finite element mesh of Example 1

初始浇口为  $B(0.033, 0.038)$ , 经过 7 次遗传迭代, 得到优化的浇口  $A(0.099, 0.100)$ , 与理论解的平板中心位置非常接近, 遗传进化过程总共评价了 48 个节点. 初始浇口和优化浇口的压力分布分别如图 2(a)、(b) 所示. 优化后的压力分布较初始设计均匀, 能够很好地体现出流动平衡性. 具

体优化结果见表 1.



(a) 初始浇口 B (b) 优化浇口 A

图 2 初始浇口 B 和优化浇口 A 压力分布(算例 1)

Fig. 2 Pressure contours versus the initial gate B and optimized gate A (Example 1)

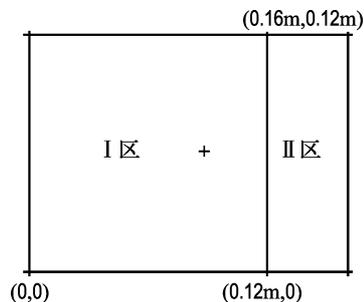
表 1 例 1 的浇口位置优化结果

Tab. 1 Gate location optimization results of Example 1

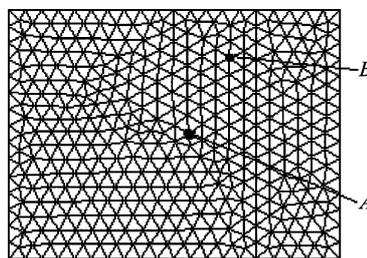
变量	坐标	最大入口压力 /MPa	最大剪切力 /MPa	温差 /°C
初始值	$B(0.033, 0.038)$	47.65	0.08	12.09
优化值	$A(0.099, 0.100)$	25.20	0.02	6.73

#### 算例 2 矩形变厚度薄板浇口位置优化设计

图 3(a) 给出了两区域变厚度薄板的几何示意图, I 区厚度为 3 mm, II 区厚度为 2 mm. 对该板进行网格划分, 共计 409 个节点、746 个单元, 见图 3(b).



(a) 几何区域划分



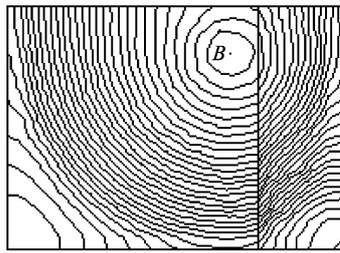
(b) 网格示意

图 3 例 2 的有限元模型

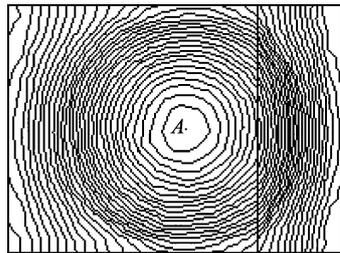
Fig. 3 Finite element mesh of Example 2

初始浇口为  $B(0.107, 0.097)$ , 经过 9 次遗传迭代得到优化浇口  $A(0.087, 0.060)$ , 与文献[8] 中的优化结果  $(0.085, 0.06)$  非常接近, 遗传进化

过程总共评价了 64 个节点. 由于 I 区比 II 区要厚, 熔体首先填充完 I 区, 然后再填充 II 区, 在图 4 中明显看出优化后的填充要比优化前的均匀, 同时压力分布也相对初始位置略为均衡, 见图 5.

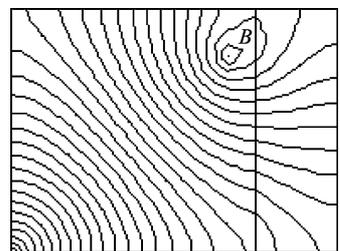


(a) 初始浇口 B

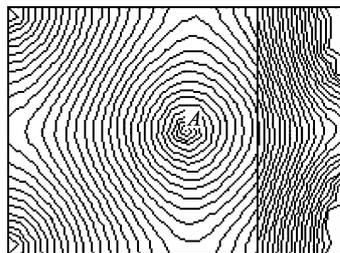


(b) 优化浇口 A

图 4 初始浇口 B 和优化浇口 A 熔体前沿  
Fig. 4 Melt front contours versus the initial gate B and optimized gate A



(a) 初始浇口 B



(b) 优化浇口 A

图 5 初始浇口 B 和优化浇口 A 压力分布(算例 2)  
Fig. 5 Pressure contours versus the initial gate B and optimized gate A (Example 2)

表 2 表明各项指标也有不同程度的改善.

两算例不仅获得较好的优化结果, 时间耗费上也大为缩减, 表 3 给出各算例与浇口遍历各节

点时的时间对比.

表 2 变厚度薄板优化结果对比

Tab. 2 Optimization results comparison of different thickness plate

变量	坐标	最大入口压力 /MPa	最大剪切力 /MPa	温差 /°C
初始值	B(0.107,0.097)	15.61	0.08	12.01
优化值	A(0.087,0.060)	10.64	0.02	8.15

表 3 算例效率

Tab. 3 Efficiency of the examples

过程	算例 1	算例 2
优化	4 min 52 s	16 min 02 s
遍历	27 min 11 s	1 h 34 min 44 s

### 4 权系数对优化结果的影响程度

式(7)是功效系数法得到的单目标模型, 权系数的选取表征了各项参量对于目标函数的重要程度, 因此进行权系数变化分析有助于了解各项参量对优化结果的影响情况. 以算例 2 为例, 使其其中某一系数以等步长从 0 变化至 1, 同时令剩余的 3 个系数均等, 得到一系列权系数组合 (如以 0.1 步长变化  $\alpha$ ; 可使  $\alpha = 0, \beta, \gamma, \lambda = 0.333$ ;  $\alpha = 0.1, \beta, \gamma, \lambda = 0.3$ ;  $\dots$ ;  $\alpha = 1, \beta, \gamma, \lambda = 0$ ), 求出每种组合的最优解. 然后以文献[8]中最优解点为参考点, 计算各组合最优解与文献解的差别  $\Delta d$ , 形成一条曲线. 这样, 依次轮换  $\alpha, \beta, \gamma, \lambda$ , 得到 4 条表征最优解优劣性的曲线, 见图 6.

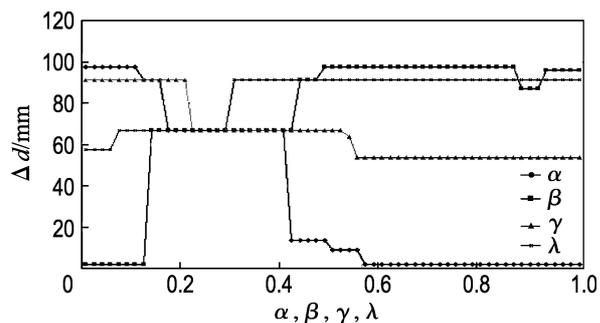


图 6 权系数影响分析

Fig. 6 Effects of the weight coefficients

从图中可看出, 随着权系数值的提高,  $\alpha$  和  $\gamma$  的变化曲线逐渐贴近文献解,  $\beta$  和  $\lambda$  的变化曲线逐渐背离文献解. 而当参数的权值邻近 1 时, 只有  $\alpha$  曲线稳定在文献优化解附近,  $\beta, \gamma, \lambda$  曲线却与文献优化解相差甚远, 说明与权系数  $\alpha$  相对应的入口压力参数在优化过程中起主要作用. 数值实验

也验证了最优解可以通过令  $\alpha = 1, \beta, \gamma, \lambda = 0$ , 即以入口压力为优化目标时得到. 因此, 就此两算例而言, 优化模型中可减少或忽略过压、过热、温差项的影响. 由于本文算例有限, 结论的普遍性有待于在后续工作中进一步求证.

## 5 结 论

遗传算法在很多领域的应用中都展现了其巨大的优越性, 本文将基于信息熵的多种群遗传算法应用于注塑浇口优化设计中, 以节点位置作为设计变量, 遗传进化中仅对域中少量节点进行评价而得到最优解. 算例证明, 本算法稳定、可靠, 具有较好的寻优能力, 能够有效地适用于注塑模浇口位置优化问题. 本文还对各项工艺参量对于浇口位置优化的影响程度做了分析, 为浇口位置设计提供了理论依据.

## 参 考 文 献:

- [1] YAO D, KIM B H. Direct-search-based automatic minimization of weldlines in injection-molded parts [J]. *Polymer-Plastics Technology and Engineering*, 1998, **37**(4): 509-525
- [2] PANDELIDIS I, ZHOU Q. Optimization of injection molding design. Part I: Gate location optimization [J]. *Polymer Engineering and Science*, 1990, **30**(15): 873-882
- [3] SMITH D E, TORTORELLI D A, TUCKER G L. Analysis and sensitivity analysis for polymer injection and compression molding [J]. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 1998, **167**(3-4): 325-344
- [4] SMITH D E. Optimal design and analysis for polymer extrusion and molding [D]. Urbana-champaign: University of Illinois, 1996
- [5] 翟 明. 注塑模填充的数值模拟、优化和控制 [D]. 大连: 大连理工大学, 2001
- [6] GOKCE A, HSIAO K T, ADVANI S G. Branch and bound search to optimize injection gate locations in liquid composite molding processes [J]. *Composites: Part A*, 2002, **33**:1263-1272
- [7] GOKCE A, ADVANI S G. Simultaneous gate and vent location optimization in liquid composite molding processes [J]. *Composites: Part A*, 2004, **35**: 1419-1432
- [8] 申长雨, 余晓容, 王利霞. 塑料注塑成型浇口位置优化 [J]. *化工学报*, 2004, **55**(3): 445-449
- [9] 李纯莲, 王希诚, 武金瑛. 一种基于信息熵的多种群遗传算法 [J]. *大连理工大学学报*, 2004, **44**(4): 589-593  
(LI Chun-lian, WANG Xi-cheng, WU Jin-ying. An information-entropy-based multi-population genetic algorithm [J]. *Journal of Dalian University of Technology*, 2004, **44**(4): 589-593)

## Gate location optimization of plastic injection molding based on genetic algorithm with discrete variables

WANG Xi-cheng\*, AN Ran

(State Key Laboratory of Structural Analysis for Industrial Equipment, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

**Abstract:** A multi-objective optimization model for the gate location design of plastic injection molding is constructed. The problem is to design the gate location by optimizing the main process parameters in filling phase such as the inlet pressure, distribution of temperature and so on, reducing warping of plastics. A new iteration scheme in conjunction with the pseudo-excitation method and multi-population genetic algorithm with discrete variables based on information entropy is developed to solve the multi-objective optimization model for the gate location design of plastic injection molding. Multi-population genetic strategy and information entropy-based searching technique with narrowing down space are employed in the method, making the efficiency of genetic evolution very high. The method is combined with the flow numerical simulation program to search the optimum location of the gate. Numerical examples show that the method is suitable for designing optimal gate location and gives high efficiency and accuracy.

**Key words:** gate location design; optimization; information entropy; genetic algorithm