

基于免疫文化算法的特钢加热炉调度优化

孙学刚, 俞超, 安振刚

(北京航空航天大学 机械工程及自动化学院, 北京 100191)

摘要: 特种钢企业的生产具有品种多、批量小的特点, 导致轧制线上在线加热炉组的调度成为NP难问题. 本文在详细分析该类问题的基础上, 提出了基于免疫文化算法的加热炉优化调度方法. 利用免疫克隆算法的全局收敛性对最优调度方案进行搜索, 利用文化算法形成的公共认知信念指导和加速搜索, 仿真实验表明, 该方法在轧机利用率、钢坯在炉内滞留时间及加热炉运行时间等多方面均优于传统的人工调度方法.

关键词: 调度优化; 免疫克隆算法; 文化算法; 特钢加热炉

中图分类号: TP181 **文献标识码:** A

Optimization of scheduling for special steel reheat furnace based on immune-culture algorithm

SUN Xue-gang, YUN Chao, AN Zhen-gang

(School of Mechanical Engineering and Automation, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: The production of special steel features in large product-variety and small product-quantity. This leads to a NP-hard problem of online scheduling for the reheat furnace. An optimal scheduling method based on the immune-culture algorithm is proposed for the reheat furnace after the problem is discussed in detail. This algorithm takes advantages of the global searching in the immune-clone algorithm and the commonly accepted guidelines constituted by the culture-algorithm. Simulations show that the proposed method outperforms the manual method in many respects, such as the utilization factor of the rolling mill, the mean retention time of billets and the running time of furnaces.

Key words: schedule optimization; immune clone algorithm; culture algorithm; special steel reheat furnace

1 引言(Introduction)

随着需求的增长, 特种钢生产无论是规格种类还是生产规模都在不断增长. 而与普通钢相比, 仍然具有品种多、批量小等特点, 使生产的连续性受到制约, 因此生产效率及能耗问题比普通钢生产显得更加突出. 特钢企业中的在线连续加热炉处于轧制生产线的源头, 是生产的高能耗环节. 在当前资源紧张、力求以销定产、减少资金占用的背景下, 对加热炉的生产调度进行优化, 提高轧线利用率、减少坯料在炉滞留时间, 对于特钢生产节能降耗具有重要意义.

加热炉生产调度属于一类数学规划问题. 现代企业生产中的优化调度问题长期受到很多研究者的关注, 并在冶金企业炼钢、连铸、轧制及后处理等环节取得了研究成果^[1~3]. 文献[4]对启发式模型和约束规划两个途径在推钢加热炉调度的应用进行了分析和比较. 文献[5]从提高生产率、降低能耗的角度出发, 提出板坯热装优化策略. 文献[6]在轧制计

划确定的前提下提出利用遗传局部搜索算法对加热炉调度进行优化.

上述研究较适合于普通钢企业品种单一大批量生产的情况, 而对于特钢生产, 由于品种复杂、各钢种之间入炉条件、加热工艺及在炉时间差别较大, 增加了调度的难度. 本文分析了特钢加热炉生产的特点, 利用数学规划的方法建立加热炉调度问题的数学模型. 针对该类NP难问题, 提出利用免疫克隆与文化算法相结合的搜索算法求解该问题. 仿真实验表明, 所提出的方法优于人工调度方法.

2 问题描述(Problem description)

2.1 特钢加热炉生产特点(Characteristics of special steel reheat furnace scheduling)

特钢生产在炼钢过程中加入不同数量和种类的其他元素, 使钢种纷繁复杂, 表现出的特性也有差异, 导致在加热时入炉温度、加热升温曲线有所不

同,而且在炉内加热时间限制也比普钢严格,避免因过烧、氧化或脱碳导致质量下降.因此特钢加热炉生产调度有其自身特点,本文讨论步进式加热炉的情况:

1) 同品种同规格的坯料应集中出炉,当多座炉同时具备出炉条件时采用适当的优先条件(按加热炉优先或交替优先),优先级低的只能在炉内等待;

2) 不同品种或规格的坯料出炉时间应留有适当的间隔,以便于轧线设备调整,而间隔期间加热炉应连续作业,以待轧线具备条件时迅速出炉,提高轧线生产率;

3) 出炉应满足轧制节奏,尽量缩短轧机待料时间;

4) 坯料在满足加热工艺及加热时间的前提下应尽量缩短在炉内等待滞留时间;

5) 当坯料入炉温度不同时,应先调整炉温,再装料.

特钢生产由于每个品种产量较小,适于采取以销定产的策略减小资金占用.通过ERP系统定制生产计划,在一个较短周期内对产成品的次序有时没有严格要求,因此非常适合于从节能和提高生产率的角度进行排产,而这种调度排产是一个组合优化难题.

2.2 数学模型(Mathematical model)

根据特钢加热炉生产特点,利用数学规划方法建立加热炉调度规划问题的数学模型.

设定坯料信息的数据结构为

$$B = \text{struct}(k, s, f, T_i, t, I, O). \quad (1)$$

其中: $k \in \{1, 2, \dots, K\}$ 为钢种编号, $s \in \{1, 2, \dots, S\}$ 为坯料来源(连铸、缓冷坑、冷坯库等)编号, $f \in \{1, 2, \dots, F\}$ 为坯料被分配的炉号, T_i 为入炉炉温, t 为坯料所需加热工艺时间, I 为入炉时间, O 为出炉时间.

给定每个钢种及来源的坯料数量为 n_{ks} , 则一个生产周期内,待加热的坯料总数为

$$N_B = \sum_{k=1}^K \sum_{s=1}^S n_{ks}. \quad (2)$$

设定特钢加热炉调度问题的数学模型为:

$$\min J = \alpha \left(\sum_{i=2}^{N_B} (B_i.O - B_{i-1}.O) + \beta \sum_{i=1}^{N_B} (B_i.O - B_i.I - B_i.t) \right). \quad (3)$$

$$B_i.O - B_i.I \geq B_i.t, \forall i \in \{1, 2, \dots, N_B\}. \quad (4)$$

$$B_i.I - B_j.I \geq \max((B_i.T_i - B_j.T_i)/V_T, C),$$

$$\text{如果 } B_i.T_i < B_j.T_i \text{ 且 } B_i.f = B_j.f, \quad (5)$$

$$|B_i.O - B_j.O| \geq h, \text{ 如果 } B_i.k = B_j.k, \quad (6)$$

$$|B_i.O - B_j.O| \geq t_{\text{int}}, \text{ 如果 } B_i.k \neq B_j.k, \quad (7)$$

$$n_{ks} = \sum_{f=1}^F n_{ksf}, n_{ksf} \geq 0, \quad \forall k \in [1, K], \forall s \in [1, S]. \quad (8)$$

其中: 式(3)为调度优化的目标函数,分两项指标,前项表示出料时间集中度,反映轧机的生产效率,后项为坯料满足出炉条件后的炉内滞留时间,间接反映加热炉能效情况, α, β 分别为两项指标的权重; 式(4)表示坯料在炉时间不少于工艺加热时间; 式(5)表示同一加热炉不同坯料入炉间隔不短于一个步进周期 C ,当前后坯料入炉炉温要求不同时,间隔不短于炉温升降温时间.一般低温入炉时需要等待降温,高温入炉时无需等待. V_i 为降温速度; 式(6)要求相同钢种出炉间隔不小于轧制周期 h . 式(7)使不同钢种坯料出炉有足够的间隔 t_{int} ,确保轧线设备进行调整. 式(8)表示各个钢种、来源的坯料装炉数量的平衡关系.

根据上述模型描述; 加热炉调度组合方案数为

$$K! \cdot S! \cdot \prod_{k \in [1, K], s \in [1, S]} C_{n_{ks}+F-1}^{F-1}. \quad (9)$$

按照2座加热炉,2个品种,各有3个来源,每个品种来源有20个坯料的情况计算,则所有组合方案就多达1,029,193,452个,尽管大多数方案很明显不是优选方案,但是要从其余的方案中遴选优化方案已是人力所不可及.

3 调度优化方法(Method of scheduling optimization)

对于解决组合优化中的NP-hard问题,基于进化思想和群体协作的搜索算法得到了广泛应用^[6~14].其中,受生物免疫系统启发而产生的人工免疫系统(artificial immune system, AIS)提供了一种强大的信息处理和问题求解范式,并且是具有概率1的全局收敛特性,而文化算法则提供一种获取、保存和整合问题求解知识的机制指导和加速问题的优化.本文拟采用免疫克隆算法与文化算法相结合的免疫文化算法来解决特钢加热炉调度问题.

3.1 免疫算法及文化算法(Immune algorithm and culture algorithm)

免疫克隆算法是诸多免疫优化算法之一,其基本思想是通过周而复始地增殖克隆、变异和选择操作(如图1所示),搜索问题的最优解.

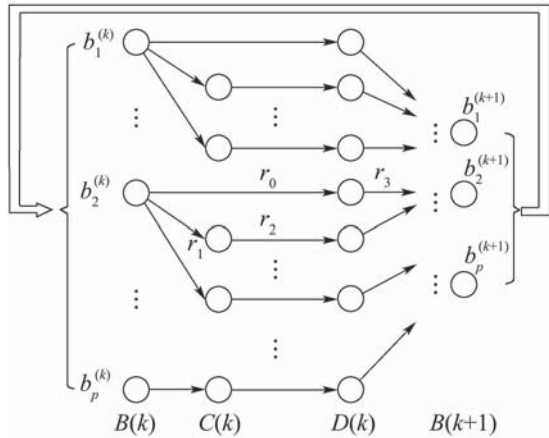


图1 免疫克隆进化过程

Fig. 1 Process of immune evolution

算法的流程如下:

Step 1 设置抗体种群规模 nP , 根据目标函数及约束条件确定抗体-抗原亲和度成熟条件, 随机产生初始抗体群 $B(0)$, 令当前迭代次数 $k = 0$;

Step 2 若抗体群 $B(k)$ 中存在个体满足抗体-抗原亲和度成熟条件, 则输出其中亲和度最高的抗体, 算法停止; 否则, 转Step3;

Step 3 对抗体群 $B(k)$, 按照个体亲和度递增的比例执行克隆增殖作 r_1 , 产生克隆抗体群 $C(k)$;

Step 4 对抗体群 $C(k)$ 中的个体进行随机的变异操作 r_2 , 得到变异抗体群 $D'(k)$; 从 $B(k)$ 中选择优秀抗体加入 $D'(k)$, 构成候选抗体群 $D(k)$;

Step 5 从抗体群 $D(k)$ 中, 通过选择操作 r_3 , 产生下一代抗体群 $B(k)$. 为了保持群体的多样性, 使亲和度大和密度低的抗体被选择的概率加大;

Step 6 令 $k + 1 \rightarrow k$, 转Step2.

算法中, 亲和度高的个体克隆增殖的比例有利于局部搜索, 多样性的保持有利于全局搜索, 父代优秀个体保留是为了防止产生退化现象.

由于变异操作的随机性, 缺乏启发性意识, 在一定程度上会影响收敛速度. 而含有记忆细胞的免疫算法是通过显性匹配识别以前曾经遇到的抗原. 但有时记忆细胞的信息过于具体化, 不利于分析利用. 文化算法模拟人类社会的进化过程, 采用双层进化机制, 在传统的基于种群进化算法基础上, 构建信念空间来抽象、提炼隐含在进化过程中的各类信息, 形成理念用于指导进化过程. 本文采用免疫克隆算法种群空间(population space)实现进化、评价个体并向信念空间(belief space)提供优秀个体样本. 信念空间则通过接受函数accept()选取个体样本, 在知识更新函数update()的作用下, 抽取理念信息, 以知识的形式概括和存储. 最终通过影响函数influence()将文

化理念传递给种群空间指导进化. 图2为文化算法流程.

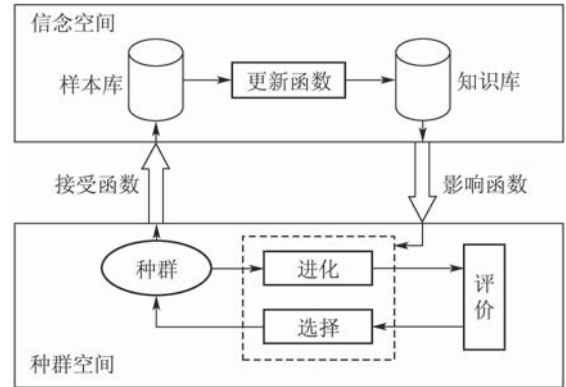


图2 文化算法流程

Fig. 2 Process of culture algorithm

3.2 调度优化算法设计(Design of scheduling optimization algorithm)

对加热炉排产调度的优化就是通过合理地安排坯料装入各个加热炉的顺序及时间, 使其满足式(3)~(8).

1) 编码. 通过前面的分析可以看到, 坯料信息具有层次化的结构, 即钢种、来源及炉号, 因此种群个体采用层次化编码的方法, 个体向量的维数为

$$D = (F - 1) + \sum_{k=1}^K n_k, n_k \in \{1, 2, \dots, S\}. \quad (10)$$

个体编码为:

$$b = (n_{k_1 s_{11}}, \dots, n_{k_i s_{j1}} | n_{k_1 s_{12}}, \dots, n_{k_i s_{j2}} | \dots | n_{k_1 s_{1F}}, \dots, n_{k_i s_{jF}}), \\ k_i, i \in \{1, 2, \dots, K\}, S_j, j \in \{1, 2, \dots, S\}. \quad (11)$$

其中“|”表示炉子之间的分隔. 编码反映了各加热炉所分配到的各个钢种、来源的坯料数量, 由于对相同钢种集中出炉的要求, 各个钢种按照相同的次序装入不同加热炉.

2) 亲和度函数. 采用式(3)的优化函数目标值的倒数作为亲和度函数值, 即

$$E_p = \frac{1}{J_p}, p \in \{1, 2, \dots, nP\}. \quad (12)$$

3) 克隆增殖. 根据亲和度确定个体的克隆增殖比例, 按照式(10)计算, 亲和度越高, 则克隆增殖的比例越大.

$$\kappa_p = 2 \cdot nP \cdot E_p / \sum_{p=1}^{nP} E_p. \quad (13)$$

4) 变异. 对克隆种群中的每一个体采用层次化变异策略生成变异群体. 具体做法是从钢种、来

源、加热炉分配坯料数量3个层面,前两个层面进行次序型局部变异,后一个层面进行数量型局部变异.依据亲和度反比例确定变异概率,亲和度高的只进行个别层面变异,亲和度低的则进行3个层面同时变异.

5) 信念知识影响.在种群迭代进化过程中,信念空间不断地利用更新函数抽取隐含于优秀个体中的信息,积累成知识.这种不是简单地记录历代产生的优秀个体编码,而是分别独立提取3个层面的信息.第1层是历代优秀个体出现的钢种次序,第2层面记录来源次序,第3层面记录各炉分配坯料数量的比例.利用信念空间知识生成一些新的个体形成信念群体,该群体包含了历史经验.

6) 选择.将本代种群、变异群体及信念群体合并构成候选群体,从中选择个体构成下一代种群.首先选择亲和度最高的优秀个体避免种群退化,再根据亲和度及密度确定个体选择概率以保持多样性,避免陷入局部最优.

$$P_p^s = \begin{cases} 1, & E_p = \max(E_i), \\ \sqrt{\left(\frac{E_p}{\max(E_i)} \cdot \frac{\delta_p}{\max(\delta_i)}\right)}, & \text{其他.} \end{cases} \quad (14)$$

$$\delta_p = \min(|b_p - b_j|), \forall i, j \in \{1, 2, \dots, nP\}, j \neq p.$$

7) 信念接受.种群每进化一代,如果最优个体与样本库中已有个体相异,则加入样本库.样本库结构为

$$\langle S_1, S_2, \dots, S_D \rangle, \quad (15)$$

其中: D 为样本库容量,若第 $k+1$ 代最优个体为 $b^{(k+1)}$,则信念空间接受函数 $\text{Accept}()$ 采用如下规则:

$$\begin{cases} \langle h_1^{(k+1)}, h_2^{(k+1)}, \dots, h_D^{(k+1)} \rangle = \\ \begin{cases} \langle b^{(k+1)}, h_1^{(k)}, h_2^{(k)}, \dots, h_d^{(k)} \rangle, & \text{如果 } b^{(k+1)} \notin H^{(k)} \text{ 且 } d < D, \\ \langle b^{(k+1)}, h_1^{(k)}, h_2^{(k)}, \dots, h_{d-1}^{(k)} \rangle, & \text{如果 } b^{(k+1)} \notin H^{(k)} \text{ 且 } d = D, \\ \langle h_1^{(k)}, h_2^{(k)}, \dots, h_d^{(k)} \rangle, & \text{其他.} \end{cases} \end{cases} \quad (16)$$

8) 信念更新.当样本库有变化时,重新抽取钢种、来源、坯料数量比例3个层面的信息来更新知识库.

4 仿真实验及分析(Simulation and analysis)

以某特钢企业大棒材生产线2座相同生产能力的

步进梁式加热炉为目标进行仿真试验.该生产线可生产8大系列百余个品种的特种钢材.其中,合金钢对入炉温度及加热时间有严格要求,轴承钢还要求长时间高温均温,弹簧钢则要求加热后快速出料以减少脱碳.加热炉步进周期45 s,步距330 mm,采用两段梁,能够以步进周期的整数倍灵活调整装出料节奏.根据以往的生产情况随机抽取7组数据来测试本文提出的调度算法,并与人工调度方法进行比较.根据生产经验,约定人工调度采用坯料交替均匀装入各炉的方式,当前后坯料入炉炉温或加热时间不同时,后入炉坯料必须同时满足炉温条件及预计在炉最短时间确定入炉间隔时间,否则由最小轧机周期的2倍与步进周期的整数倍确定坯料入炉时间.

表1各组的品种数量是指含有种不同的钢种或不同规格坯料,每个品种分别来自连铸、缓冷坑或冷坯库,个别品种只有1或2个来源.轧机最小轧制周期为35 s,不同品种之间出炉间隔15 min用以调整轧机孔型或其他设施.

表1 生产数据
Table 1 Manufacture data

分组	K	S	数量	入炉温度/ $^{\circ}\text{C}$	加热时间/s
1	1	3	366	620~790	4680~5760
2	2	3	572	660~800	4680~6300
3	3	3	601	610~800	4500~6480
4	4	3	599	620~800	4680~6120
5	5	3	581	620~800	4500~6480
6	6	3	718	620~800	4500~6480
7	7	3	746	630~800	4680~6360

免疫文化算法种群规模设定为30,信念空间容量为10,终止条件为迭代次数达到100,每组数据测试20次,取其平均值,并计算标准差.

通过表2比较可以看到,坯料种类较少(如只有1种)时,排产相对简单,两种方法没有明显差别.随着坯料种类的增加,免疫文化算法显示出较大的优势,出坯间隔明显短于比人工调度,能够充分适应轧机节奏,提高轧机利用率.坯料达到出炉条件后在炉内滞留时间也明显低于人工调度.特别是使得加热炉的运行时间大大缩短,以第6组为例,加热6个品种718块坯料,人工调度2座加热炉运行时间约为25.44 h,而优化后仅需要20.48 h,缩短了近1/5的运行时间,提高生产效率的同时,也达到了节能降耗的效果.

表 2 调度结果比较
Table 2 Comparisons of scheduling result

分组	人工			免疫文化		
	出坯间隔/s	平均滞留/s	用炉时间/s	出坯间隔(标准差)/s	平均滞留(标准差)/s	用炉时间(标准差)/s
1	35.01	24.81	37005	35.0(0.07)	24.7(0.15)	36673(474)
2	40.82	24.45	59050	37.2(0.19)	23.0(0.55)	54279(617)
3	47.52	24.81	67750	38.9(0.33)	22.0(0.82)	57651(913)
4	51.02	24.14	73275	41.5(0.30)	19.1(0.80)	60926(964)
5	55.16	23.66	75430	42.7(0.18)	20.1(0.51)	60486(690)
6	55.92	24.51	91590	44.1(0.11)	17.0(0.39)	73740(594)
7	52.73	24.56	91280	44.7(0.30)	18.4(0.92)	77395(1003)

5 结论(Conclution)

本文针对特殊钢生产品种多、批量小的特点, 将免疫克隆与文化算法相结合, 提出了免疫文化算法对特钢加热炉生产调度进行优化. 对于该类NP难问题, 利用免疫克隆的较强的搜索能力和文化算法信念知识的指导, 使加热炉调度得到显著优化, 不仅提高了轧制生产线的利用率, 还缩短了加热炉的运行时间, 减少了燃料消耗, 对于应对当前能源紧缺状况具有积极意义.

参考文献(References):

[1] LIU Q L, WANG W, ZHAN H R, et al. Optimal scheduling method for a bell-type batch annealing shop and its application[J]. *Control Engineering Practice*, 2005, 13(10): 1315 – 1325.

[2] TANG L, LIU J, RONG A, et al. A review of planning and scheduling systems and methods for integrated steel production[J]. *European Journal of Operational Research*, 2001, 133(1): 1 – 20.

[3] PETER C L, Wafa R. Integration of continuous caster and hot strip mill planning for steel production[J]. *Journal of Scheduling*, 2000, 3(4): 185 – 208.

[4] PARALIC J, MALINDZAK D, CSOANTO J. Scheduling of slabs into push furnaces—two different approaches[C] // *Proceedings of the 12th International Conference on Process Control and Simulation*. Kosice: FBERG Technical University of Kosice, 1996: 355 – 360.

[5] KNOOP P, VAN NEROM L. Scheduling requirements for hot charge optimization in an integrated plant[C] // *Record of the Industry Applications Conference on the 38th IAS Annual Meeting*. Salt Lake City, USA: IEEE, 2003, 1: 74 – 78.

[6] 宁树实, 王伟, 刘全利. 钢铁生产中的加热炉优化调度算法研究[J]. *控制与决策*, 2006, 21(7): 1138 – 1142.
(NING Shushi, WANG Wei, LIU Quanli. An optimal scheduling algorithm for reheating furnace in steel production[J]. *Control and Decision*, 2006, 21(7): 1138 – 1142.)

[7] GONG M G, DU H F, JIAO L C. Optimal approximation of linear systems by artificial immune response[J]. *Science in China: Series F-Information Sciences*, 2006, 49(1): 63 – 79.

[8] 刘若辰, 贾建, 赵梦玲, 等. 一种免疫记忆动态克隆策略算法[J]. *控制理论与应用*, 2007, 24(5): 777 – 784.

(LIU Ruochen, JIA Jian, ZHAO Mengling, et al. An immune memory dynamic clonal strategy algorithm[J]. *Control Theory & Applications*, 2007, 24(5): 777 – 784.)

[9] 肖人彬, 王磊. 人工免疫系统: 原理、模型、分析及展望[J]. *计算机学报*, 2002, 25(12): 1281 – 1293.
(XIAO Renbin, WANG Lei. Artificial immune system: principle, models, analysis and perspectives[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2002, 25(9): 1281 – 1293.)

[10] COELLO C A, BECERRA R I. Evolutionary multi-objective optimization using a cultural algorithm[C] // *Proceedings of 2003 IEEE Swarm Intelligence Symposium*. Indianapolis, Indiana: IEEE Service Center, 2003: 6 – 13.

[11] 黄海燕, 顾幸生, 刘曼丹. 求解约束优化问题的文化算法研究[J]. *自动化学报*, 2007, 33(7): 1115 – 1120.
(HUANG Haiyan, GU Xincheng, LIU Mandan. Research on cultural algorithm for solving nonlinear constrained optimization[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2007, 33(7): 1115 – 1120.)

[12] DE CASTRO L N, VON ZUBEN F J. The clonal selection algorithm with engineering applications[C] // *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference*. Las Vegas: Morgan Kaufmann, 2000: 36 – 37.

[13] JIN X, REYNOLDS R G. Using knowledge-based evolutionary computation to solve nonlinear constraint optimization problems: a cultural algorithm approach[C] // *Proceedings of 1999 Congress on Evolutionary Computation*. Washington: IEEE, 1999: 1672 – 1678.

[14] 左兴权, 范玉顺. 一类用于函数优化的基于混沌搜索的免疫算法[J]. *控制理论与应用*, 2006, 23(6): 957 – 960.
(ZUO Xingquan, FAN Yushun. Chaotic search based immune algorithm for function optimization[J]. *Control Theory & Applications*, 2006, 23(6): 957 – 960.)

作者简介:

孙学刚 (1972—), 男, 博士研究生, 前研究方向为人工智能及其在调度优化设计中的应用, E-mail: sunjohn@126.com;

负超 (1952—), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向机器人技术和机器人控制、机械系统动力学, E-mail: yunc18@vip.sina.com;

安振刚 (1963—), 男, 博士, 研究方向机械设计及理论, E-mail: an-zhengang@sohu.com.