

DOI:10.13718/j.cnki.xsxb.2018.09.006

# 基于免疫遗传算法的炼钢最优炉次计划研究<sup>①</sup>

陈 波

陕西理工大学 数学与计算机科学学院, 陕西 汉中 723001

**摘要:** 针对炼钢最优炉次计划问题难以准确求解的实际情况, 建立了一种含有 0-1 变量的整数规划模型, 为了求解该优化模型, 提出了一种新的免疫遗传算法。该算法通过将免疫算法和遗传算法相结合, 在传统遗传算法中加入免疫算子, 并且引入了新的个体选择概率模型, 有效防止了算法过早收敛的现象。针对该类优化问题的特性, 设计了自适应的交叉率和变异率准则, 动态调整交叉率和变异率, 提高了该算法的精度。基于工厂的实际数据, 进行了仿真实验, 实验结果表明该免疫遗传算法比普通遗传算法有着更高的搜索精度, 证明了该算法在实际炼钢最优炉次计划问题中的有效性和准确性。

**关 键 词:** 免疫遗传算法; 调度; 炼钢; 整数规划

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1000-5471(2018)09-0030-08

炼钢最优炉次计划问题是将不同的合同组合成一定的炉次来组织生产的过程。炼钢最优炉次调度问题是一类典型的组合优化问题, 由于其中含有整数变量, 给该类问题的求解造成很大困难, 该类问题已经被证明是典型的非确定多项式(Non-Deterministic Polynomial, NP)问题<sup>[1]</sup>。

文献[2]基于准时制思想, 提出了一种并行顺推的计算方法来解决炼钢最优炉次计划问题, 并以实际生产计划的数据进行了仿真实验, 取得了较好的结果。文献[3]在研究了最优浇次问题的基础上, 在合理的假设前提下将该类问题简化为旅行商(Traveling Salesman Problem, TSP)问题, 并给出了一种交叉熵算法来求解。文献[4-5]基于改进的粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)算法, 求解炼钢最优炉次的问题, 取得了较好的结果。文献[6]基于改进的单亲遗传算法, 成功克服了传统遗传算法的不足, 得到了较好的实验结果。针对传统遗传算法群体多样性不足等问题, 文献[7-8]提出了基于免疫优化的改进遗传算法, 并将该算法应用到了 TSP 问题中, 收到了较好的效果。文献[9]把浓度抑制和记忆单元等机制加入到算法中, 提出了一种改进的免疫遗传算法, 应用到了自抗扰控制器参数的优化中, 提高了控制器的鲁棒性。

本文在研究了各种改进的人工蜂群算法特点的基础上, 通过深入分析炼钢最优炉次问题的特性, 针对传统方法的不足, 将免疫优化方法和遗传算法相互结合, 加入了记忆单元与抗体浓度抑制机制, 同时自适应地调整遗传算法内部的参数。基于工厂的实际数据, 进行了仿真实验, 实验结果表明该免疫遗传算法比普通遗传算法有着更高的搜索精度, 证明了该算法在实际炼钢最优炉次计划问题中的有效性和

<sup>①</sup> 收稿日期: 2017-09-29

基金项目: 国家自然科学基金项目(61471133)。

作者简介: 陈 波(1978-), 男, 硕士, 讲师, 主要从事计算机软件及应用研究。

准确性。

## 1 炼钢调度问题数学模型

### 1.1 最优炉次计划问题的工艺分析

炉次在炼钢生产过程中是一个最小的基本单位，炉次通常是指这一炉钢水从冶炼开始，直到浇铸或者凝固成钢坯的过程。炉次计划在炼钢过程中起着至关重要的作用。在炼钢生产阶段，客户所给定的合同在交货期，钢种、规格等指标存在着很多差异。这时候钢厂需要根据不同的合同订单，进行合理的组合构成生产过程中的炉次计划，使得每一个炉次在能保证客户需求的前提下，降低生产成本，节约生产时间<sup>[10]</sup>。

若要组成同一炉次的合同必须满足如下条件：

- 1) 钢级必须相同。
- 2) 交货期相差不大。
- 3) 板坯的厚度相同。
- 4) 所构成的每个炉次的板坯总质量要在炉容量的 95%~100% 之间。

有些情况下合同板坯不能组成一炉，那么就需要在几个情况下做出选择：

- 1) 更改该炉次计划。
- 2) 使得板坯钢级升级。
- 3) 形成无委托材，所生产产品变成库存。
- 4) 扩大合同量。

### 1.2 最优炉次的数学模型

本节建立的最优炉次数学模型基于以下假设<sup>[11]</sup>：

- 1) 炼钢炉有多台，并且它们的生产能力、设备状况等属性完全一致。
- 2) 单个合同量小于炉容量。
- 3) 有剩余合同。
- 4) 炉次数已经确定。
- 5) 炼钢炉保证满负荷工作。

目标函数由 3 部分构成：①由于组入炉次合同差异所引起的炼钢费用；②100% 炉容量大于组入炉次的合同量时，由于无委托材产生形成的费用；③合同未被选中所造成的费用。

由此，可以构成以下的最优炉次数学模型：

$$\begin{aligned}
 J_1 = & \min \sum_{k=1}^M \sum_{j=1}^P \sum_{i=1}^N P_{ij} X_{ijk} + \sum_{j=1}^P O_j Y_j + \sum_{k=1}^M \sum_{j=1}^P \sum_{i=1}^N (1 - X_{ijk}) S_i g_i \\
 s.t. \quad & P_{ij} = P_{ij}^H + P_{ij}^G + P_{ij}^W + P_{ij}^D \\
 & \sum_{i=1}^N g_i X_{ijk} + Y_j = T_j \quad j = 1, \dots, P; k = 1, \dots, M \\
 & \sum_{i=1}^N X_{ijk} \leq 1 \quad j = 1, \dots, P; k = 1, \dots, M \\
 & Y_j \geq 0 \quad j = 1, \dots, P \\
 & X_{ijk} \in \{0, 1\} \quad i = 1, \dots, N; j = 1, \dots, P \\
 & \quad k = 1, \dots, M
 \end{aligned} \tag{1}$$

式中， $N$  为还未排入炉次的合同数； $P$  为总的炉次数目； $M$  为炼钢炉数； $P_{ij}$  为合同  $i$  和它相邻合同  $S_i(i, j)$  之间的距离； $O_j$  为炉次剩余板坯在第  $j$  个所产生的额外费用； $Y_j$  为在第  $j$  个炉次时板坯的剩余量；

$S_j$  为第  $i$  个合同没有组入而产生的额外费用系数;  $g_i$  为合同  $i$  的总质量;  $T$  为 100% 炉容量.

$P_{ij}^H$  为合同  $i$  与其相邻合同  $SI(i, j)$  由于钢级差别导致的额外费用, 可以有如下定义:

$$P_{ij}^H = \begin{cases} 0 & \text{与 } SI(i, j) \text{ 钢级相同} \\ C_1 \times |SG_i - SG_{SI(i, j)}| & \text{与 } SI(i, j) \text{ 钢级不同} \end{cases} \quad (2)$$

式中,  $SG_i$  为合同  $i$  的钢级序列量化指标;  $C_1$  为钢级差异引起的额外费用系数.

$P_{ij}^G$  为合同  $i$  与其相邻合同  $SI(i, j)$  由于厚度差别导致的额外费用, 可以有如下定义:

$$P_{ij}^G = \begin{cases} 0 & \text{与 } SI(i, j) \text{ 钢级相同} \\ C_2 \times |G_i - G_{SI(i, j)}| & \text{与 } SI(i, j) \text{ 钢级不同} \end{cases} \quad (3)$$

式中,  $G_i$  为合同  $i$  的厚度;  $C_2$  为厚度差异引起的额外费用系数.

$P_{ij}^W$  为合同  $i$  与其相邻合同  $SI(i, j)$  的宽度差异引起的额外费用, 可以有如下定义:

$$P_{ij}^W = \begin{cases} 0 & SI(i, j) \text{ 宽度相同} \\ C_3 \times |W_i - W_{SI(i, j)}| & |W_i - W_j| \leq 100 \\ +\infty & \text{其他情况} \end{cases} \quad (4)$$

式中  $W_i$  为合同  $i$  的宽度;  $C_3$  为宽度差异引起的额外费用系数.

$$P_{ij}^D = \begin{cases} 0 & \text{与 } SI(i, j) \text{ 交货期相同} \\ C_4 \times |D_i - D_{SI(i, j)}| & \text{与 } SI(i, j) \text{ 交货期不同} \end{cases} \quad (5)$$

对于变量  $X_{ijk}$ , 给出定义如下:

$$X_{ijk} = \begin{cases} 1 & \text{合同 } i \text{ 在炼钢炉 } k \text{ 的炉次 } j \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (6)$$

## 2 免疫遗传算法

### 2.1 免疫优化原理

免疫是生物学中的概念, 在接触抗原物体后生物体内部会产生一种排除异物保护自我的机制. 如图 1 所示抗原在入侵生物体, 该生物体就会识别出该抗原的出现, 这种识别能力很强. 该生物体的免疫系统会制作出针对该类抗原的抗体来消灭侵入生物体的抗原.

整个反应过程是一个非常复杂的过程. 通过分析可以知道, 免疫系统的整个运转过程和某些优化算法的流程有很多类似的地方. 若我们把抗原作为优化问题的目标函数, 那么可以知道该优化问题的解是抗体, 而整个免疫系统的反应过程就是该优化算法迭代搜索最优解的过程. 在免疫系统中的所有抗体可以视为整个进化种群<sup>[12]</sup>. 若同一种抗原反复对生物体的免疫系统进行刺激, 那么记忆细胞会发挥作用, 此时免疫系统的反应比之前的速度要快得多, 而且要猛烈得多. 另外, 抗体之间也存在互相抑制和协作的关系, 当生物体内部抗体数量过多的时候, 此时生物体内部已经不需要如此多的抗体了, 那么抗体之间主要呈现的是抑制关系. 如果生物体内抗体数量太少, 无法满足当前需要, 那么抗体之间会相互促进和协作来保护生物体. 这样一种自适应条件策略也和优化算法的思想可以相互契合.

### 2.2 免疫遗传算法设计

免疫遗传算法的整个流程如图 2 所示.

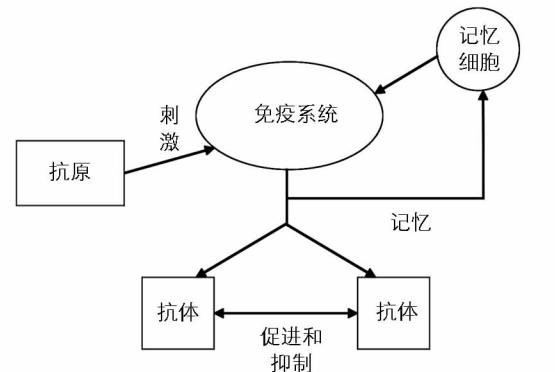


图 1 免疫过程示意图

首先要对抗原进行输入，在炼钢最优炉次优化问题中，如式(1)所示的目标函数和约束条件就是抗原。抗体就是针对该优化问题所给出的一个调度解。接下来要产生初始种群，可以采用随机数的方式来生成。然后，如图2所示需要计算亲和度，包括抗原和抗体的，还有抗体与抗体的。一般采用欧式距离来表示它们之间的亲和度。由于我们的问题涉及0—1整数规划，并且遗传算法的编码也是整数编码，本文采用的是Hamming距离来计算亲和度。那么有如下的表达式：

$$D_M = \sum_{i=1}^L \delta$$

$$\delta = \begin{cases} 1 & \text{当 } a_i = b_i \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (7)$$

式中  $a_i$  表示抗体编码， $b_i$  表示抗原编码。由 Hamming 距离的定义可知，当 2 个编码的对应位置数字一样时则距离不增加，当 2 个编码对应位置数字不一样时则距离加 1，然后将各个对应位置的距离相加求和，即可得到最终的 Hamming 距离。完成适应值计算之后需要抽取疫苗，用记忆单元将这些抗原的信息储存起来。本文中算法采用了如下的表达式：

$$N_c = \sum_{i=1}^{Kc} \text{round} \left( \frac{\delta N}{i} \right) \quad (8)$$

$N_c$  表示总的记忆量，也就是当前存在的记忆单元数量。 $\delta$  是克隆系数， $i$  是按照亲和力大小正向排序后的第  $i$  个个体。记忆单元也是需要动态调整的，这符合生物体内免疫系统的正常运转流程。记忆单元的寿命是有限的，它会存活一段时间，它的生存能力有如下的表达式：

$$\text{lifetime}_{i,t+1} = d_i \times \text{lifetime}_{i,t} + \alpha (Ax_{i,t+1} - Ax_{i,t}) \quad (9)$$

式中  $d_i$  是记忆单元的衰减系数，可以由如下表达式得到：

$$d_i = \frac{t_i}{\lambda_1 + t_i} + \frac{\lambda_2}{\lambda_2 + t_i} \quad (10)$$

其中  $\lambda_1 \ll \lambda_2$ ， $t_i$  表示记忆单元生存的代数，由上式分析可知当生存代数没有超过  $[\lambda_1, \lambda_2]$  的范围，则生存能力不会有太大变化，若超过这个范围，则记忆单元会很快地趋于死亡，此时在记忆库中就对应地要删除该记忆单元的信息，以提高算法的全局寻优能力。

如图2所示接下来需要通过交叉、变异、选择算子来重新生成新的种群个体。抗体之间的相互关系在这个过程中是我们要考虑的。本文中采用了如下的定义式来描述种群内部抗体之间的相似度：

$$C_i = \frac{\text{与抗体 } i \text{ 相似度大于 } \lambda \text{ 的抗体数}}{N} \quad (11)$$

式中  $N$  表示总的抗体数目， $\lambda$  是根据经验选择的一个常数。由式(8)可知，当抗体相似度比较大时， $C_i$  就会增大。当计算完抗体浓度后，确定出浓度大的抗体，依次表示为个体  $1, 2, \dots, t$ ，则有如下表达式：

$$p_d = \frac{1}{N} \left( 1 - \frac{t}{N} \right) \quad (12)$$

式中  $1 < t < N$ ，那么另外的  $N - t$  个体所对应的浓度概率有如下表达式：

$$p_d = \frac{1}{N} \left( 1 + \frac{t^2}{N^2 - N \times t} \right) \quad (13)$$

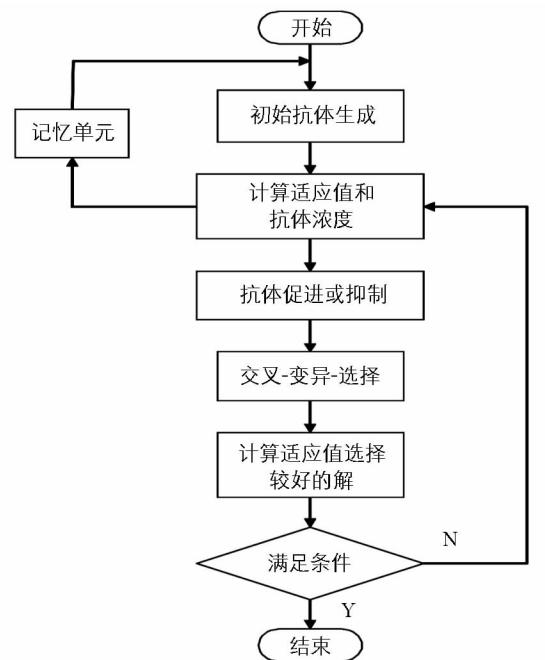


图 2 免疫遗传算法流程图

由此可得每个个体的选择概率为

$$p(x_i) = \alpha p_f(x_i) + (1 - \alpha) p_d(x_i) \quad (14)$$

式中  $x_i$  表示第  $i$  个个体,  $\alpha$  表示亲和系数. 由上式分析可知, 个体中的选择概率是由两部分构成的, 其一是适应值概率, 其二是浓度概率. 个体选择概率和适应值概率成正比, 和选择概率成反比. 这体现了免疫遗传算法中抗体抑制与促进的特性. 在确保能够保留优良个体的同时, 避免过早收敛现象发生, 增强抗体的多样性, 有利于全局寻优.

参数选择在遗传算法中有着举足轻重的地位, 由于遗传算法相关参数设计不好往往导致种群内部个体不收敛或者过早收敛等现象发生, 大大影响了求解质量和速度. 本文采用了自适应的参数选择策略, 根据问题的特性和当前求解情况来动态修改参数. 下面给出交叉算子概率:

$$p_c = \begin{cases} \frac{k_1(Ax_{\max} - Ax)}{Ax_{\max} - Ax_{avg}} & Ax \geqslant Ax_{avg} \\ k_2 & Ax < Ax_{avg} \end{cases} \quad (15)$$

式中  $p_c$  表示交叉概率,  $Ax_{\max}$  是种群中最大的适应值,  $Ax_{avg}$  表示平均适应值,  $Ax$  表示种群内任意一个抗体或者抗原的适应值,  $k_1, k_2$  是根据经验给定的参数, 一般在  $[0.5, 1]$  之间取值.

同理也可定义变异概率:

$$p_m = \begin{cases} \frac{k_3(Ax_{\max} - Ax)}{Ax_{\max} - Ax_{avg}} & Ax \geqslant Ax_{avg} \\ k_4 & Ax < Ax_{avg} \end{cases} \quad (16)$$

式中  $p_m$  表示变异概率,  $k_3, k_4$  是根据经验给定的参数, 一般在  $[0.1, 0.5]$  之间取值.

最后是种群个体的更新, 判断算法是否满足最终给出的收敛条件, 若满足则输出结果, 不满足继续进行迭代过程.

### 3 仿真实验

#### 3.1 免疫遗传算法求解最优炉次问题

最优炉次的数学模型如式(1)所示, 本文基于炼钢生产调度问题的数学规划模型, 提出了求解该调度问题的免疫遗传算法. 首先我们采用聚类方法对该问题进行一定的处理, 然后对每个化简之后的小问题采用旅行商问题的方法来求解.

如果有  $N$  个炉次, 把  $N$  个炉次按照  $c$  类的序列进行划分. 可以考虑有  $N$  类, 每个类别下面有一个炉次; 接下来的划分考虑  $N - 1$  类, 同理可知可以产生  $K$  类.  $S_1, S_2$  相似性由它们之间的最短距离评价.

$$\Delta(S_1, S_2) = \min_{x \in S_1, y \in S_2} \delta(x, y) \quad (17)$$

式中  $\delta(x, y)$  为 2 个炉次间的欧式距离. 如果  $|S_1| + |S_2| < Q$ ,  $Q$  为总的炉容量.

某钢厂的时间生产合同数据见表 1, 采用上述免疫遗传算法的参数, 设定总的进化代数为 300 代, 运行 20 次, 种群个体数为 20 个, 惩罚项为 10000.0.

#### 3.2 实验结果与分析

如表 1 所示给出了该批次的钢级序号、炉次号、宽度、交货期以及质量等实验参数. 如表 2 所示, 采用免疫遗传算法对所给的炉次号, 依据目标函数最小的原则来划分浇次, 将不同炉次的合同组成一个浇次来一起生产. 如表 3 所示是采用普通的遗传算法来求解该问题, 给出了炉次划分结果. 我们可以看到 2 种算法给出的划分还是有一些区别的. 图 3—图 5 给出了这 2 种算法求解该问题的适应值函数大小变化趋势, 可以明确地比较 2 种算法的优劣.

表1 模型基础参数

炉次号	钢级序列	宽度/m	交货期/d	质量/t
1	13	1.05	4	29 750
2	12	1.10	5	29 750
3	14	1.00	6	29 750
4	12	1.05	7	29 468
5	24	1.15	5	29 561
6	21	1.30	6	29 468
7	23	1.20	7	29 521
8	21	1.25	8	29 551
9	11	1.05	4	29 750
10	12	1.10	5	29 750
11	14	1.00	6	29 468
12	12	1.05	7	29 561
13	21	1.10	5	29 750
14	23	1.20	7	29 750
15	21	1.15	8	29 468

表2 免疫遗传算法(SGA)计算结果

浇次号	炉次号	钢级序列	宽度/m	交货期/d	质量/t
1	4	12	1.05	7	29 468
1	12	12	1.05	7	29 561
1	1	13	1.05	4	29 750
1	9	11	1.05	4	29 750
2	3	14	1.00	6	29 750
2	11	14	1.00	6	29 468
2	2	12	1.10	5	29 750
2	10	12	1.10	5	29 750
3	13	21	1.10	5	29 750
3	15	21	1.15	8	29 468
3	5	24	1.15	5	29 561
4	7	23	1.20	7	29 521
4	14	23	1.20	7	29 750
4	6	21	1.30	6	29 468
5	8	21	1.25	8	29 551

表3 遗传算法(GA)计算结果

浇次号	炉次号	钢级序列	宽度/m	交货期/d	质量/t
1	4	12	1.05	7	29 468
1	12	12	1.05	7	29 561
1	1	13	1.05	4	29 750
1	9	11	1.05	4	29 750
2	3	14	1.00	6	29 750
2	11	14	1.00	6	29 468
2	2	12	1.10	5	29 750
3	10	12	1.10	5	29 750
3	13	21	1.10	5	29 750
3	15	21	1.15	8	29 468
4	5	24	1.15	5	29 561
4	7	23	1.20	7	29 521
4	14	23	1.20	7	29 750
5	6	21	1.30	6	29 468
5	8	21	1.25	8	29 551

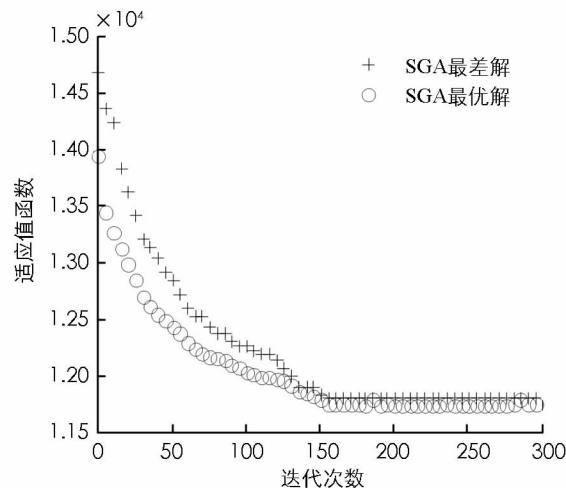


图 3 免疫遗传算法(SGA)种群变化过程

如图 3 所示是免疫遗传算法种群动态变化过程, 我们看到种群中的最优解和最差解都可以收敛到最终的解上。如图 4 所示是遗传算法种群动态变化过程, 我们看到种群中的最优解和最差解都可以收敛到最终的解上。如图 5 所示是免疫遗传算法和普通遗传算法的对比, 可以看出免疫遗传算法的计算结果要明显优于普通的遗传算法。从此证明了表 2 给出的免疫遗传算法的炉次划分方式要优于表 3 遗传算法给出的结果。

## 4 结 论

本文提出了一种免疫遗传算法, 将免疫优化方法和遗传算法结合, 使得算法的全局寻优能力大大提高; 并且通过加入记忆单元和抗体抑制测量, 来提高种群的多样性, 保证算法不至于过早地收敛到局部最优解。基于工厂的实际数据, 进行了仿真实验, 实验结果表明该免疫遗传算法比普通遗传算法有着更高的搜索精度。证明了该算法在实际炼钢最优炉次计划问题中的有效性和准确性。

## 参考文献:

- [1] 赵宁, 李亮, 杜彦华. 多阶段人机协同的炼钢—连铸调度方法 [J]. 计算机集成制造系统, 2014, 20(7): 1675—1683.
- [2] 朱道飞, 王华, 马长波. 准时制下炼钢生产计划时间并行顺推编制方法 [J]. 计算机工程与应用, 2013, 46(32): 10—16.
- [3] 杨凡, 李歧强, 刘珊. 浇次计划编制的混合启发式—交叉熵算法 [J]. 计算机集成制造系统, 2014, 20(9): 120—127.
- [4] LIU Wei, SUN Liang-liang. Steel-Making and Continuous/Ingot Casting Scheduling of Mixed Charging Plan Based on Batch Splitting Policy [J]. Journal of Iron and Steel Research, 2012, 19(2): 17—21.
- [5] 王闯, 刘青, 李庆益, 等. 基于改进单亲遗传算法的炼钢最优炉次计划模型 [J]. 控制理论与应用, 2013, 27(6): 734—741.
- [6] 周本达, 姚宏亮, 陈明华. 基于拉丁超立方体抽样和免疫机制的改进遗传算法 [J]. 计算机应用, 2012, 31(4):

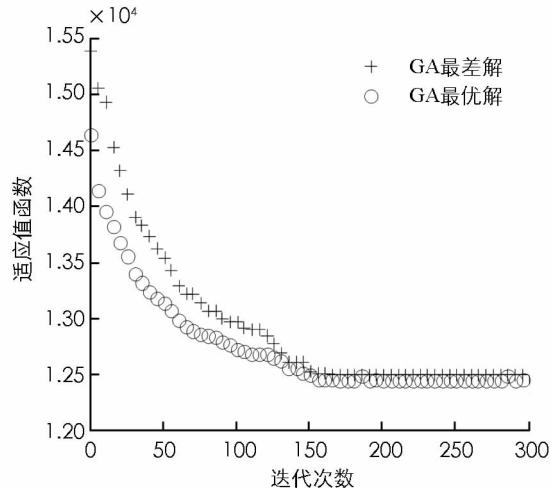
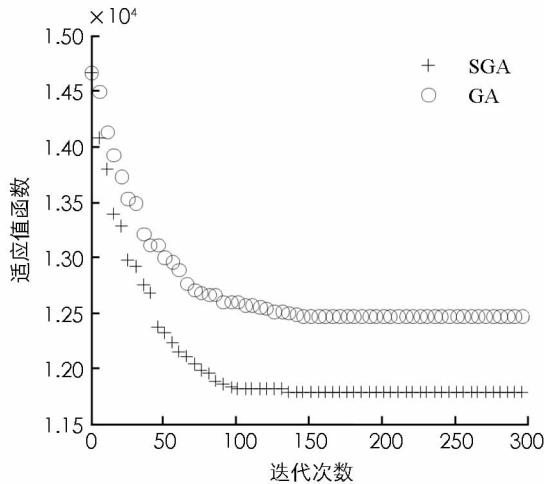


图 4 遗传算法(GA)种群变化过程

图 5 免疫遗传算法(SGA)与  
遗传算法(GA)对比

1103—1106.

- [7] 周本达, 姚宏亮, 陈明华. 一种改进拉丁方抽样免疫遗传算法 [J]. 计算机应用研究, 2013, 28(4): 1283—1285, 1289.
- [8] 姜萍, 王培光, 郝靖宇. 自抗扰控制器参数的免疫遗传优化及应用 [J]. 控制工程, 2012, 19(2): 286—289.
- [9] LI L, HUO J, TANG O. A Hybrid Flowshop Scheduling Problem for a Cold Treating Process in Seamless Steel Tube Production [J]. International Journal of Production Research, 2013, 49(15): 4679—4700.
- [10] 马天牧, 罗小川, 柴天佑. 考虑转炉容量和宽度的炉次计划混合优化方法 [J]. 系统工程学报, 2013, 11(5): 694—701.
- [11] 侯东亮, 李铁克. 基于动态约束满足的炼钢连铸重调度算法 [J]. 计算机应用, 2012, 32(12): 3553—3557.
- [12] LI J, PAN Q, MAO K, et al. Solving the Steelmaking Casting Problem Using an Effective Fruit Fly Optimisation Algorithm [J]. Knowledge-Based Systems, 2014, 17(2): 28—36.

## Optimal Furnace Steelmaking Plans Based on Immune Genetic Algorithm

CHEN Bo

*School of Mathematics and Computer Science, Shaanxi University of Technology, Hanzhong Shaanxi 723001, China*

**Abstract:** Optimal situation has been studied for steel-making furnaces times solving scheduling problems difficult to establish accurately the integer programming problem containing 0—1 variables. In order to solve the scheduling model, a new immune genetic algorithm has been proposed by immune algorithm and genetic algorithm combined with immune operator to join in the traditional genetic algorithm, and a new model of individual selection probabilities been introduced, and effective algorithm prevents premature convergence phenomenon. According to the characteristics of such scheduling problems, design guidelines crossover and mutation rate adaptive, dynamic adjustment of crossover and mutation rate, and improve the accuracy of the algorithm. Based on actual data factory simulation experimental results show that the immune genetic algorithm has a higher than normal genetic algorithm search accuracy. Prove the validity and accuracy of the algorithm in real scheduling problems.

**Key words:** immune genetic algorithm; scheduling; steelmaking; integer programming

责任编辑 夏娟