

DOI: 10.7641/CTA.2014.31316

改进遗传算法在磁性材料组炉优化问题中的应用

刘业峰[†], 潘全科, 柴天佑

(东北大学 流程工业综合自动化国家重点实验室, 辽宁 沈阳 110004)

摘要: 牌号、交货日期、优先级、需求量等是磁性材料生产工单的属性, 计划员需要依据上述属性寻求最优的生产工单组合以最小化生产成本并提高生产效率. 针对磁性材料企业人工组炉存在的组炉时间长, 组炉结果不优化问题, 本文建立了磁性材料生产工单组炉优化模型. 提出将该组炉问题转化为伪旅行商问题, 并采用一种改进遗传算法求解. 染色体编码采用从1到N的自然数编码方式, 并设计一种基于最早完工日期规则的初始种群产生方法. 引入精英选择策略和改进的贪心三交叉算子, 优化遗传算法收敛速度和精度; 引入逆转算子, 提高遗传算法全局搜索能力. 基于实际生产数据的仿真实验表明, 建立的磁性材料组炉优化模型是合适的, 所提改进算法是有效的.

关键词: 组炉; 遗传算法; 逆转算子; 伪旅行商问题; 磁性材料

中图分类号: TP18 文献标识码: A

Application of improved genetic algorithm to magnetic materials group furnace optimization problem

LIU Ye-feng[†], PAN Quan-ke, CHAI Tian-you

(State Key Laboratory of Integrated Automation for Process Industries, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110004, China)

Abstract: Grade, due date, priority, and demand are attributes of magnetic material production work orders. Planners are required to seek the optimal combination of production work orders to minimize the cost and improve the efficiency based on these attributes. To deal with the lengthy furnace-grouping time and the non-optimal furnace-grouping result in magnetic materials enterprises, we build a mathematical model for solving the furnace-grouping optimization problem with unknown charge number. This problem is first transformed into a pseudo traveling salesman problem and then is solved by using an improved genetic algorithm. Natural number coding from 1 to N is the coding scheme that this paper adopted. An initial population generation method is designed following the sort criteria of Earliest Completion Date (ECD). An elite strategy and an improved greedy three-crossover operator (3PM) are introduced to enhance the convergence speed and precision, whereas a reverse operator is applied to improve the exploitation for the presented algorithm. Simulation results based on practical production data show that the built model is appropriate and the proposed algorithm is effective.

Key words: furnace-grouping; genetic algorithm; reverse operator; traveling salesman problem; magnetic materials

1 引言(Introduction)

磁性材料(尤其是稀土永磁材料), 因其广泛应用及不可再生性, 成为国际上争夺的焦点. 我国是世界上稀土占有量最大的国家, 也是磁性材料生产大国. 近几年由于国家对稀土开采及出口的限制, 致使生产磁性材料的原材料价格飞涨, 导致企业生产成本提高及资金运作困难. 在企业生产设备和生产技术达到一定水平, 优化的生产计划与调度是企业降耗增效的关键. 基于多生产工单组合的成组技术是磁性材料企业通常采用的生产组织方式. 生产工单在进行甩带工序加工前, 需要将优先级相同或相近、交货期相同或相

近、性能序列相同的工单组合到同一个甩带炉次中. 生产工单组炉结果将直接影响磁性材料多阶段、多工序的生产计划编制. 组炉结果不优化或备料过多将造成库存积压, 流动资金占用, 影响订单的交货准时率, 同时增加企业生产成本.

针对企业组炉优化问题, 国内外研究者已做了许多研究. 文献[1]针对遗传算法易于陷入局部最优和收敛速度慢的不足, 提出了一种具有参数动态调节功能的改进遗传算法, 解决罩式退火车间钢卷的自动组合堆垛问题. 文献[2]提出了一种自适应遗传算法和蚁群算法相结合的两阶段智能优化算法, 解决罩式炉退火

收稿日期: 2013-12-12; 录用日期: 2014-05-09.

[†]通信作者. E-mail: lyf-327@163.com; Tel.: +86 13897986776.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61174187, 61104174); 新世纪优秀人才支持计划资助项目(NCET-13-0106); 高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20130042110035); 辽宁省自然科学基金资助项目(2013020016); 东北大学基础研究基金资助项目(N110208001, N130508001); 东北大学启动基金资助项目(29321006); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2013ZCX02).

工艺中的钢卷装炉优化组合问题. 文献[3]采用多目标模拟退火算法和改进变邻域搜索算法, 解决炼钢—连铸生产计划的一体化编制方法中的炉次计划问题. 文献[4]采用改进离散粒子群优化算法求解炉次数未知的炼钢连铸一体化生产的组炉模型. 文献[5]将炼钢组炉方案的优化设计归结为一个满足化学成分等质量因素约束的聚类分析问题, 并提出了基于微粒群优化的求解方法. 文献[6]将装炉组合问题与一维装箱问题进行类比, 认为都属于一类分组问题. 文献[7]提出了一种改进自适应遗传算法求解罩式炉退火生产中的钢卷组合堆垛优化问题.

以上文献均研究非磁性材料行业的组炉优化问题. 磁性材料行业组炉优化问题的特点是, 客户订单的需求量并非都小于每炉重量的最大值; 所组炉次的重量是个范围, 而非固定值. 检索国内外数据库未见文献研究磁性材料组炉优化问题. 本文在描述磁性材料生产工艺流程的基础上, 根据磁性材料行业组炉优化问题的特点, 建立了磁性材料生产工单的组炉优化模型. 针对该模型直接求解存在大量可行解, 需要从中挑选出符合现场实际要求的优化解, 本文提出将该组炉优化问题转化为伪旅行商问题, 并采用一种改进遗传算法进行优化解的选择^[8].

2 磁性材料组炉问题描述 (Description of magnetism materials group furnace problem)

2.1 组炉的含义 (Definition of group furnace)

在生产工单的优先级、甩带工序完工日期、工单的牌号、牌号编码、性能序列、工单需求量已知的条件下, 以交货期近优先级高的工单优先生产、生产工单组炉的生产损失(以高牌号代替低牌号)尽可能小、炉次总数尽可能少为性能指标, 以组到同一个炉次中生产工单的性能序列相同、完成各生产工单的需求量、同一个炉次中生产工单组炉的总重加上备料量等于最大装炉重量为约束条件, 确定生产工单组炉的炉次总数、生产工单在各个炉次中的生产重量及各炉次的备料量, 由此形成组炉结果表.

2.2 人工组炉过程的描述 (Description of artificial group furnace process)

目前, 国内烧结钕铁硼企业的生产工单组炉问题处理水平较低, 主要采用人工依靠经验的方法. 磁性材料生产工单人工组炉过程如图1所示.

人工组炉过程分为3步: 生产工单排列组合、生产工单组炉、组炉结果的挑选.

步骤1 生产工单排列组合. 所有的未生产工单, 经过初排序、选择后确定出一部分进行组炉. 对该批生产工单, 根据同一个炉次中工单的优先级相同或相近、完工日期相同或相近、牌号相同或牌号所属的性能序列相同进行排列组合, 现场实现过40个生产工

单50种不同的排列组合.

步骤2 生产工单组炉. 针对每一种生产工单排列组合, 按照同一炉次中工单的性能序列相同, 完成工单的需求量, 同一个炉次中生产工单组炉的总重加上备料量等于最大装炉重量, 将生产工单组合到各个炉次中.

步骤3 组炉结果的挑选. 一种工单组合, 就会得到一个组炉结果, 排列组合越多, 得到的组炉结果就越多, 计划员需要在众多的组炉结果中, 选择其认为满意的结果.

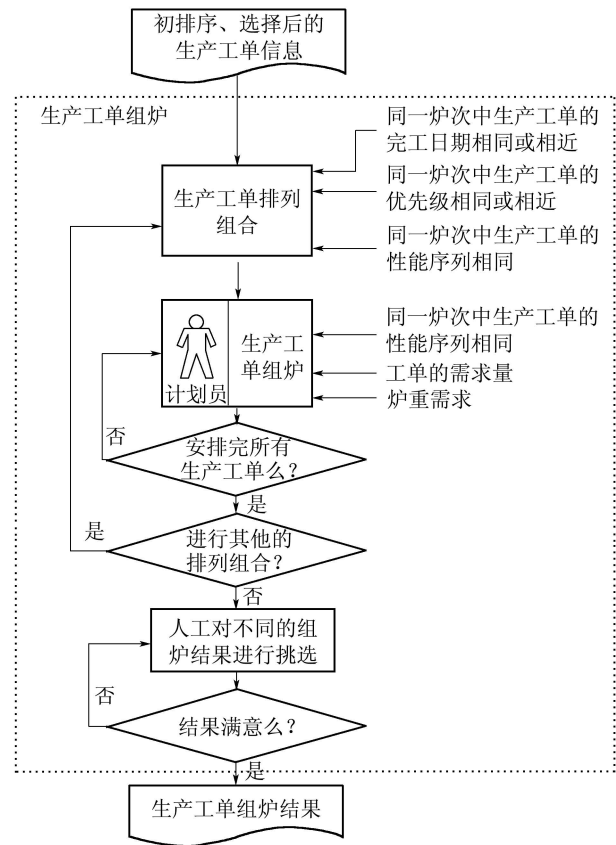


图1 人工组炉过程示意图

Fig. 1 Schematic diagram of artificial group furnace process

2.3 人工组炉过程存在的问题 (Existing problems of artificial group furnace process)

生产现场是人工结合Excel表格, 按照上述过程进行生产工单组炉. 经现场实际调研并与计划员进行深入交流, 得出人工组炉过程存在以下两个问题:

1) 工作量大, 组炉时间长.

同一个炉次中各工单的优先级相同或相近、完工日期相同或相近、牌号相同或牌号所属的性能序列相同进行不同的排列组合数非常多, 造成工单组炉问题的的工作量大, 组炉时间长, 尤其当工单数较多时. 100个工单, 20个不同的牌号, 可能的工单组合数为 2^{20} , 要想穷举所有的工单组合, 几乎是不可能的.

2) 选取的最终组炉结果, 不一定是最优的或近似

最优的.

一种工单组合,就会得到一个组炉结果.工单的排列组合越多,得到的组炉结果就越多.计划员需要在众多的组炉结果中,选择其认为满意的结果.3个目标属于多目标优化问题,本身存在求解复杂性.同时要满足组炉的约束条件,使得满意的组炉结果的选择更加困难.即使计划员最终确定了一个组炉结果,该结果也往往不是最优的.尤其当生产工单的数量较大,比如几十个或上百个,针对众多的组炉结果,计划员往往无法选择.

针对上述人工组炉过程中存在的问题,本文建立了磁性材料生产工单组炉优化模型.提出将该组炉问题转化为伪旅行商问题,并采用一种改进遗传算法求解,在众多的工单组合中,根据性能指标选择出最优的或近似最优的生产工单组炉结果.

3 磁性材料组炉优化模型与算法(Group furnace optimization model and algorithm of magnetism materials)

3.1 数学模型(Mathematical model)

本文的组炉优化问题,采用伪旅行商(pseudo traveling salesman problem, PTSP)求解方法,生产工单组炉的炉次总数无需预知.

1) 数学模型对应的已知量.

生产现场有1台甩带炉,甩带炉的最大炉容为 $M^{\max} = 580 \text{ kg}$. N 为待组炉的工单总数; i, j 分别表示工单 i 和工单 j ,其中: $i, j \in \{1, 2, \dots, N\}$; w_i 为第 i 个工单的需求量(kg); g_i 表示第 i 个工单的牌号; p_i 表示工单 i 的牌号编码所对应的性能序列;实际生产第 k 炉的装炉重量为 $FW(k)$. d_i 表示工单 i 的完工日期, $d_i \in \{1, 2, \dots, 7\}$; A_i 为工单 i 的优先级, $A_i \in \{1, 2, \dots, 5\}$.

2) 数学模型对应的的决策变量.

经分析可知决策变量为: $W_i(k)$ 为第 i 个工单在第 k 个炉次中的组炉量, $k = 1, 2, \dots, K$, K 为炉次总数.

3) 数学模型对应的性能指标.

a) 交货期近优先级高的工单优先生产.

① 交货期近的工单优先生产.

生产现场是通过交货期由早到晚对所有生产工单进行排列.组到第一个炉次中工单的交货期是最近的.因此,通过最小化组到各个炉次中的工单的实际重量占该炉次生产量的比值与工单交货期的乘积表示:

$$\min f_1' = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N k \frac{W_i(k)d_i}{FW(k)}. \quad (1)$$

式(1)中 k 表示炉次序号,对交货期近的工单组到靠后的炉次进行惩罚.

② 优先级高的工单优先生产.

生产现场是通过优先级由高到低对所有生产工单进行排列,组到第一个炉次中工单的优先级是最高的.因此,通过最大化组到各个炉次中的工单的实际重量占该炉次生产量的比值与工单优先级的乘积表示:

$$\max f_1'' = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N \frac{W_i(k)A_i}{k \cdot FW(k)}. \quad (2)$$

式(2)中 k 表示炉次序号,对优先级高的工单组到靠后的炉次进行惩罚.

$$\min f_1 = F_1 f_1' + F_2 \frac{1}{f_1''} = F_1 \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N k \frac{W_i(k)d_i}{FW(k)} + F_2 \frac{1}{\sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N \frac{W_i(k)A_i}{k \cdot FW(k)}}. \quad (3)$$

b) 生产工单组炉的生产损失(以高牌号代替低牌号)尽可能的少.

属于相同性能序列的不同牌号工单组合到同一个炉次中,产生的牌号“以好充次”偏差惩罚系数为 C_{ij}^3 :

$$C_{ij}^3 = \begin{cases} M, & p_i \neq p_j, \\ |g_i - g_j|, & p_i = p_j, g_i \neq g_j, \\ 0, & g_i = g_j, \end{cases} \quad (4)$$

其中: p_i, p_j 分别为工单 i 和工单 j 对应的牌号所属的性能序列, $p_i \in \{1, 2, \dots, 7\}$, $p_j \in \{1, 2, \dots, 7\}$.若 $p_i \neq p_j$,则工单 i 和工单 j 不属于同一个性能序列,工艺上不允许两者组合到一个炉次中,因此,此处的惩罚值为 $M = 1000$ 为一个很大的正数.若 $p_i = p_j$,但是 $g_i \neq g_j$,则工单 i 和工单 j 可以组合到同一个炉次中,此时两者惩罚系数的值为 $|g_i - g_j|$,其取值范围为 $|g_i - g_j| \in \{1, 2, 3, \dots, 10\}$;当 $g_i = g_j$ 时,牌号编码相同,因此牌号偏差惩罚系数为0.

$$\min f_2 = \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^N C_{ij}^3 X_i(k)X_j(k). \quad (5)$$

c) 生产工单组炉的炉次数最少.

所组炉次数少,说明生产工单的组炉率高,甩带炉设备的利用率高;能有效减少余料量产出,防止库存积压.由于甩带炉是高能耗设备,较少炉次能有效降低甩带炉的能源消耗.生产工单组炉的炉次总数为 K ,生产工单组炉的炉次数最少就是最小化 K :

$$\min f_3 = K, \quad (6)$$

因此,生产工单组炉的目标就是要使上述3个目标同时取得最优值.其中:

$$X_i(k) = \begin{cases} 1, & W_i(k) > 0, \\ 0, & W_i(k) = 0, \end{cases} \quad X_j(k) = \begin{cases} 1, & W_j(k) > 0, \\ 0, & W_j(k) = 0, \end{cases} \quad N = 40, K \in [18, 45].$$

4) 约束方程.

① 只有相同性能序列的工单才能组合到同一个炉次中.

p_i, p_j 分别为工单 i 和工单 j 对应的牌号所属的性能序列, $p_i \in \{1, 2, \dots, 7\}, p_j \in \{1, 2, \dots, 7\}$, 若工单 i 和工单 j 可以组到同一个炉次 k 中, 则有

$$p_i X_i(k) = p_j X_j(k) \quad (7)$$

成立.

上式中:

$$X_i(k) = \begin{cases} 1, & W_i(k) > 0, \\ 0, & W_i(k) = 0, \end{cases} \quad X_j(k) = \begin{cases} 1, & W_j(k) > 0, \\ 0, & W_j(k) = 0, \end{cases}$$

$W_i(k), W_j(k)$ 分别表示工单 i 和工单 j 在炉次 k 中的生产量, 是决策变量.

② 完成各工单的需求量.

若一个工单被分到一个或几个甩带炉次中生产, 则该工单在该炉次中或在几个炉次中的生产量的总和等于该工单的需求量. w_i 为工单 i 的需求量; $W_i(k)$ 为工单 i 在第 k 个炉次中生产量; 若工单 i 在炉次 k 中有生产, 则 $W_i(k)X_i(k) \neq 0$, 则该工单在所有的 k 个炉次中的生产量的总和为: $\sum_{k=1}^K W_i(k)X_i(k)$, 该生产量的总和应该满足该工单的需求量 w_i , 即表达式

$$\sum_{k=1}^K W_i(k)X_i(k) = w_i, \quad i = 1, \dots, N. \quad (8)$$

上式中:

$$X_i(k) = \begin{cases} 1, & W_i(k) > 0, \\ 0, & W_i(k) = 0, \end{cases} \quad X_j(k) = \begin{cases} 1, & W_j(k) > 0, \\ 0, & W_j(k) = 0, \end{cases}$$

$N = 40, K \in [18, 45]$.

③ 任意一个炉次内生产工单的组炉总量加上备料量等于炉次生产量.

本文为增加甩带炉的利用率, 假定最终所组的所有炉次的生产重量为最大装炉重量. $W_i(k)$ 为工单 i 在第 k 个炉次中生产量; 若工单 i 在炉次 k 中有生产, 则 $W_i(k)X_i(k) \neq 0$. 可以得到在炉次 k 中所有工单的组炉总量, 用符号 $IW(k)$ 表示:

$$IW(k) = \sum_{i=1}^N W_i(k)X_i(k). \quad (9)$$

式(9)中:

$$X_i(k) = \begin{cases} 1, & W_i(k) > 0, \\ 0, & W_i(k) = 0, \end{cases} \quad X_j(k) = \begin{cases} 1, & W_j(k) > 0, \\ 0, & W_j(k) = 0, \end{cases} \quad N = 40.$$

炉次 k 中工单的组炉总量 $IW(k)$ + 炉次 k 的备料量 $Z(k)$ 等于最大装炉重量 580 kg, 即有下式成立:

$$Z(k) = 580 - \sum_{i=1}^N W_i(k)X_i(k). \quad (10)$$

式(10)中, $X_i(k) = \begin{cases} 1, & W_i(k) > 0, \\ 0, & W_i(k) = 0, \end{cases}, k = 1, 2, \dots, K,$

$W_i(k)$ 表示工单 i 在炉次 k 中的生产量, 是决策变量.

由以上可知, 解决磁性材料组炉优化问题的数学模型如下:

$$\begin{aligned} \min f_1 &= F_1 f_1' + F_2 \frac{1}{f_1''} = \\ &F_1 \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N k \frac{W_i(k)d_i}{FW(k)} + F_2 \frac{1}{\sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N \frac{W_i(k)A_i}{k \cdot FW(k)}}, \end{aligned} \quad (11)$$

$$\min f_2 = \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^N C_{ij}^3 X_i(k)X_j(k), \quad (12)$$

$$\min f_3 = K, \quad (13)$$

$$\text{s.t. } p_i X_i(k) = p_j X_j(k), \quad (14)$$

$$\sum_{k=1}^K W_i(k)X_i(k) = w_i, \quad i = 1, 2, \dots, N, \quad (15)$$

$$\sum_{i=1}^N W_i(k)X_i(k) + Z(k) = 580, \quad (16)$$

$$\begin{cases} X_i(k) = \begin{cases} 1, & W_i(k) > 0, \\ 0, & W_i(k) = 0, \end{cases} \\ X_j(k) = \begin{cases} 1, & W_j(k) > 0, \\ 0, & W_j(k) = 0, \end{cases} \\ k = 1, 2, \dots, K, \quad i = 1, 2, \dots, N, \\ j = 1, 2, \dots, N, \quad N = 40, \quad K \in [18, 45]. \end{cases} \quad (17)$$

其中: 目标函数式(11)表示交货期近优先级高的工单优先生产; 目标函数式(12)表示生产工单组炉的生产损失(以高牌号代替低牌号)尽可能的少; 目标函数式(13)表示最小化所有工单组炉的炉次总数 K ; 约束式(14)表示只有相同性能序列的工单才能组到同一个炉次中; 约束式(15)表示满足各工单的需求量; 约束式(16)表示满足炉重要求; 约束式(17)表示变量的约束.

3.2 磁性材料一体化生产组炉优化问题伪旅行商模型(PTSP model of group furnace optimization of magnetism materials integrated production)

本文提出将组炉问题转化为伪旅行商问题, 旅行商问题(traveling salesman problem, TSP)是典型的 NP-hard 组合优化难题, 可简单描述为: 一名商人欲到多个城市推销商品, 如何选择一条路径, 使得商人每个城市走一遍后回到起点, 且所走的路程最短. TSP 路

线是一封闭曲线,而实际的组炉优化问题是每一个工单被严格安排一次,当某一炉超出炉容或不满足不同性能不能组炉等要求时,就安排在下一炉,故组炉优化问题并非真正的TSP,本文称之为伪旅行商问题(PTSP).

图2给出了8个工单的PTSP.图中的数字代表工单顺序号.在基于伪旅行商问题组炉时,假定工单排列顺序为:1-3-4-9-2-8-5-6-7.先在炉次1中放入工单1,如果工单1与工单3的重量之和小于等于炉容,且工单3附加到工单1上的附加费用小于一大数,则把工单3放入炉次1中;在此基础上,如果工单4与工单1和工单3的重量之和相加小于等于炉容,且工单4附加到工单1和工单3上的附加费用小于一大数,则把工单4放入炉次1中.相反,如果工单4与工单1和工单3的重量和相加大于炉容,或工单4附加到工单1和工单3上的附加费用很大,则表示该工单不能安排进同一炉(炉次1),必须把工单4放入下一炉次,即炉次2中.这样,炉次1中就安排2个工单,依次类推,直至最后一个工单.图3中工单1,3,4,9安排在同一炉次,工单2,8安排在炉次2,工单5,6,7安排在炉次3.图中虚线代表相邻工单不能安排进同一炉次.

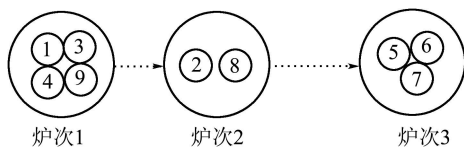


图2 组炉过程示意图

Fig. 2 Schematic diagram of group furnace

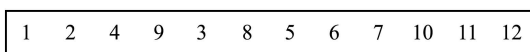


图3 染色体编码

Fig. 3 Chromosome coding

一般地,假如某一炉次 k 中已经安排了 n 个工单,则组成该炉次的工单总重量 TW_k 可按式(18)计算:

$$TW_k = \sum_{i=1}^n W_{ik} X_{ik}, i = 1, 2, \dots, n. \quad (18)$$

对于下一个工单,即第 $(n+1)$ 个工单,如果

$$TW_k + W_{(n+1)k} + Z_{G_p}(k) \leq M^{\max}, \quad (19)$$

即在该炉次中加入本工单后总重量加上备料量仍然小于等于设定的装炉重量,则把第 $(n+1)$ 个工单安排进同一炉次;否则,该炉次就只安排 n 个工单.第 $(n+1)$ 个工单安排进下一炉次.

3.3 改进遗传算法(Improved genetic algorithm)

遗传算法(genetic algorithm)是一类借鉴生物界的进化规律(适者生存,优胜劣汰遗传机制)演化而来的

随机化搜索方法.它是由美国的J. Holland教授1975年首先提出.遗传算法作为一种比较成熟的进化算法,具有不依赖于领域知识,不受搜索空间限制以及内在并行性等优势^[9-10,12],比较适合解决以上问题.传统遗传算法在解决单峰值函数优化时比较有效,但对多峰值复杂函数优化问题往往搜索停止在未成熟阶段^[11].炉次组合优化问题是一个峰值点非常多的复杂优化问题,每一种可能的工单组合都至少有一个峰值点,因此当工单数较多时,传统遗传算法往往很难找到全局最优解.为加快寻优速度,避免算法陷入局部最优解,本文将个体精英策略,改进的贪心3PM交叉算子以及逆转算子等方法融入到遗传算法中,并以工单组炉的总惩罚值,最少余料量和最少炉次数作为进化方向,以提高算法的寻优效率,在精度上亦能够保证寻优结果非常接近全局最优解.

1) 染色体编码与解码.

本文染色体编码采用从1到工单总数 N 的自然数编码方式.从1到 N 的不同的排序表示工单不同的组炉顺序,对应不同的组炉目标值.图3是12个工单组成的一条染色体的举例.

实际的组炉优化问题是每一个工单被严格安排一次,当某一炉超出最大装炉重量或将要排入的工单牌号与已排入的工单牌号不同时,该工单需安排在下一炉,故组炉优化问题并非真正的TSP,本文称之为伪旅行商问题(PTSP).采用这种编码方式,不仅简单、直观,而且能有效标识各生产工单与炉次的关系,易于解码.

在组炉问题中,解码是一项非常重要的工作.本文提出一种基于伪旅行商问题的解码方法,以图3中12个工单的一个排列所生成的一条染色体所示:根据染色体编码中各基因隐含的信息(需求量、工单完工日期、优先级、牌号),来确定每个工单所组的炉次及在各炉次中的生产重量,从而生成工单组炉优化结果.

2) 种群初始化.

在采用遗传算法求解工单组炉问题时,要生成一定数目的染色体作为初始种群.初始种群的产生质量直接影响算法的求解效率和解的质量.由于传统的遗传算法一般是随机生成染色体,染色体的基因顺序带有一定的盲目性.工单组炉问题存在生产工艺约束和甩带炉的最大装炉重量约束,染色体不同的基因排列将导致工单不同的炉次组合,最终导致所求得的目标值不同.工单完工日期是磁性材料企业组炉问题考虑的重要因素之一,生产现场要求完工日期相同或相近的工单组到同一个炉次中生产.基于以上几点因素考虑,遵循最早完工日期(earliest complete date, ECD)排序准则,设计了一种基于ECD规则的初始种群产生方法:针对选择出的个组炉工单,根据完工日期由早到

晚排序,完工日期相同的不同工单,其不同的排列得到不同的染色体.如图4所示,每条染色体有12个工单组成.12个工单中,1号工单、2号工单和4号工单的完工日期相同;9号工单、3号工单、5号工单、6号工单的完工日期相同;7号工单、10号工单、11号工单和12号工单的完工日期相同.将染色体1中的1号工单、2号工单和4号工单的顺序变为2号工单、4号工单和1号工单,并且其他位置工单序号不变,得到一条新的染色体2.改变染色体1中2号工单和4号工单的组炉顺序,同时改变第2段完工日期相同的工单中的9,3,8号工单的组炉顺序,改变第3段完工日期相同的工单中的7,10号工单的组炉顺序,得到新染色体3.



图4 基于ECD规则的初始种群产生方法示例

Fig. 4 Sample of the initial population generation based on the ECD rules

再在ECD规则产生种群的基础上,采用完全随机方法产生一部分染色体,以增加种群的多样性.

3) 对适应度函数及约束条件的处理.

多目标线性规划由于多个目标之间的矛盾性和不可公度性,要求使所有目标均达到最优解是不可能的,因此多目标规划问题往往只是求其有效解(非劣解),且往往需要计划员在得到的有效解(非劣解)集中做出选择,存在一定的盲目性.实际现场要求在满足约束条件下,得到3个目标总和的最优解.因此,本文采用多目标的求解方法之一,采用线性加权的方式将多目标优化问题变为单目标优化问题进行求解,如式(20)所示:

$$\min Z = \alpha Z'_1 + \beta Z'_2 + \gamma Z'_3, \quad (20)$$

其中: α, β, λ 为线性加权系数, Z'_1, Z'_2, Z'_3 为量纲归一化后的值,统一归一化到[0.1, 0.9]之间.

$$Z'_1 = 0.1 + \frac{(Z_1 - \min)}{(\max - \min)} \times (0.9 - 0.1), \quad (21)$$

$$Z'_2 = 0.1 + \frac{(Z_2 - \min)}{(\max - \min)} \times (0.9 - 0.1), \quad (22)$$

$$Z'_3 = 0.1 + \frac{(Z_3 - \min)}{(\max - \min)} p \times (0.9 - 0.1), \quad (23)$$

其中min, max分别为每一次迭代中种群的最小值和最大值.式(21)–(23)成立的条件是 $\min \neq \max$; 当

$\min = \max$ 时,说明本次迭代的值全部相同,实际计算时,将公式(21)–(23)的分母($\max - \min$)加一个非常小的正数 ϵ ,因为此时3个公式的分子全部为0,因此, Z'_1, Z'_2, Z'_3 取最小值0.1.

式(20)包含3个部分:第1部分表示交货期近优先级高的工单优先生产;第2部分表示生产工单组炉的生产损失(以高牌号代替低牌号)尽可能的少;第3部分炉次数最少.将式(20)中的最小化问题转化为最大化问题得到组炉优化的适应度函数

$$f = \frac{\text{Value}}{Z}, \quad (24)$$

其中Value为一常数.

4) 改进的贪心3PM交叉算子.

根据生物遗传规律,双亲血缘关系越远,子代优良的可能性越大.2PM交叉算子,由2个父代生成1个子代,当2个父代的链结构接近时,通过该算子后,子代不会有很大的改善.这里提出了1个新的启发式交叉方法,称为3PM交叉算子.与2PM交叉算子比较,通过增加交配的父代染色体的数量,由3个父代产生1个子代,期望产生适应性更强的子代,从而降低了染色体近亲繁殖的可能性,有效地控制了进化过程.

改进方法的主要过程如下,一个子代的产生:

- ① 从父代种群中随机选择3条染色体;
- ② 随机产生子代第1个位置,假设为4,即子代第1个基因值为4;
- ③ 向右轮转染色体,使3个父代当前位置与子代第1个基因值一致;
- ④ 假设 $\text{fitness}(a, b)$ 为基因值 a 和 b 所表示的工单组炉的适应度值,则比较 $\text{fitness}(a, b_1), \text{fitness}(a, b_2), \text{fitness}(a, b_3)$, b_1, b_2, b_3 分别为3个父代中与基因值 a 紧邻的下一个基因值,取最小适应度值所对应的基因值,假设为 $\text{fitness}(a, b_3)$,则取下一个基因值为 b_3 ,当前位置加1,跳转到步骤③继续轮转,共执行 $n - 1$ 次,产生一个新个体.具体过程如图5–7所示.

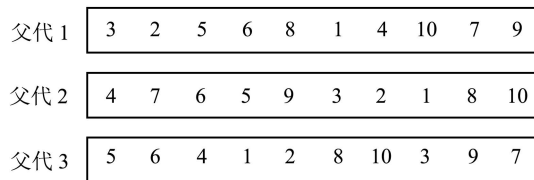


图5 随机产生3个父代中的第1个位置

Fig. 5 The first place that randomly produced by three parents

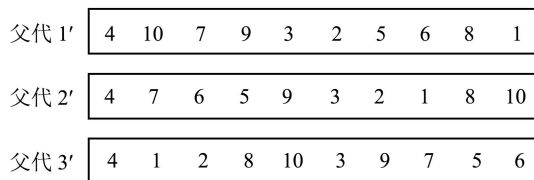


图6 第1次向右轮转

Fig. 6 The result of first right rotation

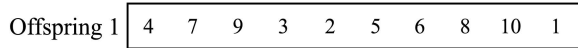


图 7 经过 $n - 1$ 次轮转产生的新子代

Fig. 7 A new offspring produced by $n - 1$ times right rotation

另一个子代的产生:

① 3 条染色体同上; ② 随机产生子代最后一个位置, 假设为 5, 即子代最后一个基因值为 5; ③ 向左轮转工单, 使 3 个父代当前位置与子代最后一个基因值一致; ④ 假设 $fitness(b, a)$ 为基因值 b 和 a 所表示的工单组炉的适应度值, 则比较 $fitness(b_1, a)$, $fitness(b_2, a)$, $fitness(b_3, a)$ 取最小适应度值所对应的 b , 假设为 $fitness(b_2, 5)$, 则前一个基因值为 b_2 , 当前位置加 1, 跳转到步骤 ③ 继续轮转, 共执行 $n - 1$ 次, 产生一个新个体。

从改进算子中可以看出, 产生的两个子代都较好地继承了 3 个父代的两方面的工单组炉信息, 每次加入的工单都是 3 个父代中最好的一个工单, 所以在算法执行初期, 几乎是垂直收敛的, 搜索效率非常高。

5) 变异算子。

指改变个体编码串中的某些基因值, 从而形成新的个体。变异运算是产生新个体的辅助方法, 决定遗传算法的局部搜索能力, 保持种群多样性。交叉运算和变异运算的相互配合, 共同完成对搜索空间的全局搜索和局部搜索。本文改进的遗传算法(improved genetic algorithm, IGA) 中变异算子采用随机动态位串变异。

随机动态位串变异是指对个体编码串随机动态指定的某一位或某几位基因作变异运算, 随机性是位置不固定, 动态性是变异的编码个数不固定。举例如下: 图 8 中, 父代 1 中随机选中的变异位置为 2 和 5; 父代 2 中随机选中的变异位置为 4 和 9; 父代 3 中随机选中的变异位置为 1 和 8。得到的变异结果如图 9 所示。

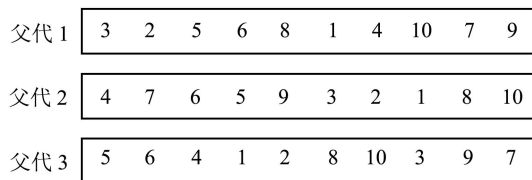


图 8 随机产生 3 个父代中每一个父代的两个变异位置

Fig. 8 Random generation two variation positions in every father generation among three father generations

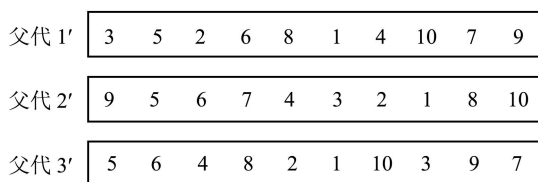


图 9 3 个父代的变异结果

Fig. 9 Variation results of three father generations

6) 逆转算子。

采用上述改进交叉算子, 当进化过程进入后期, 群体空间中充斥着大量的高适应度个体, 使子代难以继承到亲代的优良基因, 从而使交叉算子的搜索能力大大降低。

同交叉算子相比较, 逆转算子的引入能使子代继承亲代的较多信息。假设码串为 123456789, 在 2 和 3, 6 和 7 之间发生两处断裂再逆转插入, 则新码串为 12-6543-789, 此时子代中 12 段, 6543 段, 789 段与亲代对应片段顺序完成一样(6543 与 3456 顺序对于工单组炉约束来说是等价的), 只是在断裂点的两端的组炉次序发生了变化, 本文中逆转算子的逆转是单方向的, 即只接受朝着好的方向的逆转。仿真实验表明, 引入的逆转算子能有效防止遗传算法陷入局部最优。

7) 精英策略。

通过改进的贪心 3PM 交叉算子, 引入逆转算子之后, 得到子代染色体数目为 $Pop.Size'$ 。对于 $Pop.Size - Pop.Size'$ 的染色体数目采用精英选择策略从父代染色体中直接获得适应度值最大的, 且子代中没有的染色体。即部分最优个体直接进入下一次迭代, 这样可有效减少算法迭代代数。 $Pop.Size$ 为种群规模, $Pop.Size'$ 为子代种群规模。

3.4 算法流程图(Algorithm flow chart)

本文改进遗传算法基本步骤如下:

步骤 1 种群初始化(生产工单排序)。 $t \leftarrow 0$ 进化代数计数器; T 是最大进化代数; 随机生成 M 个个体作为初始群体 $P(t)$;

步骤 2 个体评价(单个生产工单排序结果组炉)。按照式(27), 计算 $P(t)$ 中各个个体的适应度值;

步骤 3 终止条件判断。若 $t \geq T$ 或组炉结果达最优值, 则算法终止。输出最终的生产工单排序和生产工单组炉的结果。否则, $t \leftarrow t + 1$ 转步骤 4;

步骤 4 选择算子(将精英策略作用于群体, 并从中选择部分最优的生产工单排序);

步骤 5 交叉算子(产生新生产工单排序)。随机选择 3 个不同的生产工单排序, 采用贪心 3PM 交叉算子进行交叉操作;

步骤 6 变异算子(产生新生产工单排序)。根据变异概率, 随机选择交叉之后的生产工单排序进行变异操作;

步骤 7 逆转算子(产生新生产工单排序)。将交叉、变异之后的生产工单排序, 进行逆转操作;

步骤 8 精英策略。从父代染色体中直接获得适应度值最大的, 且子代中没有的染色体直接进入下一次迭代; 转步骤 2。改进遗传算法流程图如图 10 所示。

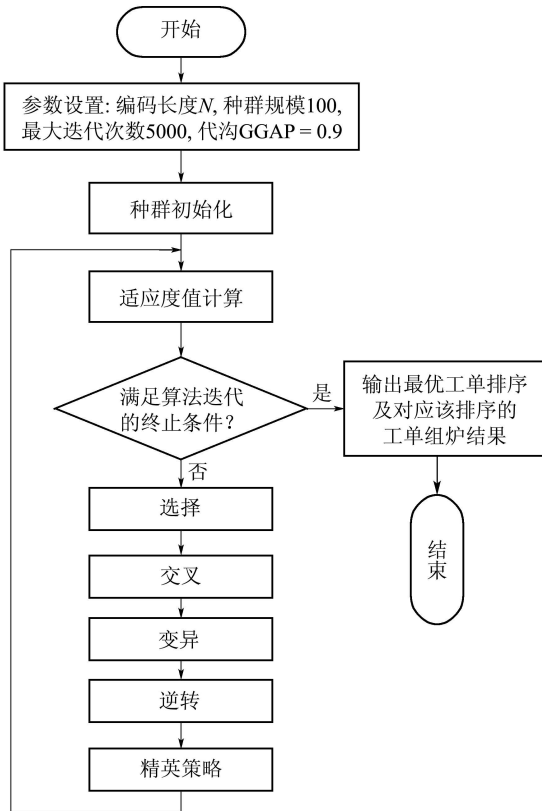


图 10 改进遗传算法流程图
Fig. 10 Flow chart of improved GA

4 实际数据运算与分析(Practical data operation and analysis)

某磁性材料企业2011年9月分别要安排10/20/40个工单, 其中20个工单的信息如表1所示. 用MATLAB语言编制了上述改进遗传算法程序.

遗传算法的交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 的选择是影响遗传算法行为和性能的关键所在^[12]. 本文多次试算, 如表2所示, 当交叉概率 $P_c > 0.8$ 或变异概率 $P_m < 0.1$ 时, 遗传算法易陷入局部收敛; 当交叉概率 $P_c < 0.8$ 或变异概率 $P_m > 0.1$ 时, 所提遗传算法的收敛速度将变慢, 故最后确定的交叉概率 $P_c = 0.8$, 变异概率 $P_m = 0.1$; 确定的其他遗传算法参数为: 染色体编码长度为工单数目 N , 分别为10/20/40, 种群规模100, 最大迭代次数5000, 代沟 $GGAP = 0.9$. 现场计划人员认为交货期近的工单优先组炉和优先级高的工单优先组炉应采用相同的惩罚值, 据此确定 F_1 和 F_2 ; 组炉优化目标函数值有3部分组成: 交货期近优先级高的工单优先生产、生产工单组炉的生产损失尽可能的少和炉次数最少3部分的权重系数分别为 α, β 和 λ . 现场计划人员认为3个因素同等重要, 针对3个参数, 本文又选取了不同数值并采用本文改进遗传算法进行仿真实验. 每组参数, 遗传算法均运行20次, 对比最优值迭代次数和最优炉次数(见表3), 最终确定3个参数的值为 $\alpha = \beta = \lambda = 1$; 适应度函数中 $Value = 1000$.

表 1 生产工单信息

Table 1 Information of production orders

工单序号	工单优先级	甩带工序完工日期	工单牌号	工单需求/kg	是否长订单的工单 (1为长订单)	是否常用牌号的工单 (1为常用牌号)	牌号备料 下限/kg	牌号备料 上限/kg
1	3	4	35EH	30	1	0	0	500
2	2	5	35EH	165.6	0	0	0	500
3	5	7	35H	789.6	0	1	500	1000
4	5	9	35SH	60	1	1	500	1000
5	4	2	35SH	157.97	0	1	500	1000
6	5	3	35SH	140	1	1	500	1000
7	3	4	35SH	160	1	1	500	1000
8	2	6	35UH	660	0	0	0	500
...
40	4	4	35UH	50	0	0	0	500

表 2 交叉概率 P_c , 变异概率 P_m 的选取

Table 2 The selection of crossover probability P_c and mutation probability P_m

(P_c, P_m)	工单数(10)		工单数(20)		工单数(40)	
	收敛代数	迭代时间/s	收敛代数	迭代时间/s	收敛代数	迭代时间/s
(0.8, 0.05)	39	15.21	670	420.59	1950	1369.2
(0.8, 0.2)	30	9.45	513	261.23	1897	1446.47
(0.7, 0.1)	41	17.31	721	399.65	1913	1366.89
(0.9, 0.1)	32	10.23	452	304.89	1881	1250.09
(0.8, 0.1)	36	11.92	603	347.64	1994	1355.28

表 3 加权系数(α, β, γ)的选取
Table 3 The selection of weighting coefficient (α, β, γ)

加权系数	工单数(10)		工单数(20)		工单数(40)	
	收敛代数	最优炉次数	收敛代数	最优炉次数	收敛代数	最优炉次数
(1, 1, 1)	25	3	541	6	1884	13
(1, 10, 1)	25	3	541	6	1889	14
(10, 1, 100)	26	3	543	7	1889	17
(100, 1, 1)	26	3	542	7	1891	16
(10, 10, 1)	25	3	542	7	1888	15

将本文改进遗传算法分别与仅增加逆转算子遗传算法和改进贪心3PM交叉算子遗传算法进行仿真对比, 对比数据为某磁性材料企业2011年9月分别要安排的10/20/40个工单.

通过表4可见3种不同的遗传算法, 分别针对10/20/40个工单, 各运行20次, 每次迭代5000次情况下, 目标函数的最优值、最差值、均值、方差、收敛代数、迭代时间的统计对比. 本文改进的遗传算法在收敛速度、求解精度等方面均比其他两种改进遗传算法要好. 验证了本文改进遗传算法的正确性和有效性. 其中20个生产工单的3种改进遗传算法的迭代曲线如图11所示. 由图11可见, 采用改进的贪心3PM交叉算子遗传算法, 前期收敛速度较快, 当迭

代到1926次, 陷入局部最优解; 采用增加逆转算子遗传算法, 收敛较慢, 当迭代2213次时, 陷入局部最优解, 但该目标值较改进的贪心3PM交叉算子遗传算法的最优值要好, 本文改进遗传算法在迭代到1829次收敛到最优值, 收敛速度快, 且最优值均优于上述两种改进遗传算法.

表5为本文改进遗传算法与文献[1]中的参数动态调节遗传算法, 文献[2]中遗传算法+蚁群算法解决组炉优化问题的结果对比分析, 每种算法针对不同的工单数目分别运行20次, 每次迭代5000次. 结果表明3种方法均获得相同的最优值, 但在获得最优值的时间和迭代次数两方面, 本文改进遗传算法较文献[1]和文献[2]中的方法要好.

表 4 3种遗传算法对比
Table 4 Contrast of three genetic algorithms'

改进贪心3PM交叉算子遗传算法						
工单个数	最优值	最差值	均值	方差	收敛代数	迭代时间/s
10	1175.41	3472.41	1185.45	120.2	36	11.92
20	1171.88	6780.44	1873.17	14640.2	560	434.64
40	1730.88	11414.9	1801.79	69543.3	1894	1355.28
增加逆转算子遗传算法						
工单个数	最优值	最差值	均值	方差	收敛代数	迭代时间/s
10	1175.4	4031.4	2050.85	564727.89	80	47.1
20	1146.88	3364.4	2624.6	1265610.3	576	382.03
40	1668.9	7393.9	3382.53	1981601.5	1916	1354.93
本文改进遗传算法						
工单个数	最优值	最差值	均值	方差	收敛代数	迭代时间/s
10	1175.41	4031.41	1175.5	0.16	25	9.61
20	1147.44	3364.44	1163.2	1464.20	541	323.8
40	1662.88	7393.88	1801.8	59993	1884	1343.64

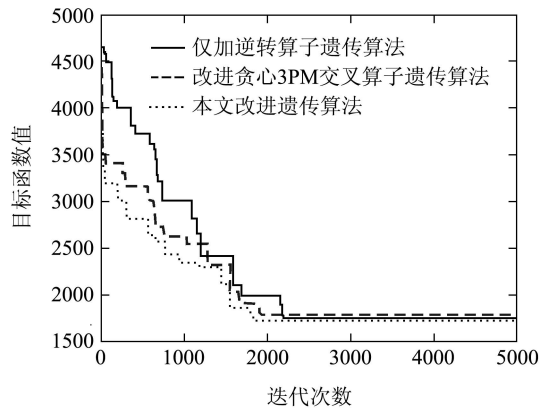


图 11 3种遗传算法组炉优化迭代曲线

Fig. 11 Three GAs' iteration curve of group furnace optimization

表 5 本文改进遗传算法与文献[1-2]中算法对比

Table 5 Algorithms' contrast of this paper's improved GA with reference[1-2]

文献[1]方法					
工单个数	目标值 Z_1	目标值 Z_2	目标值 Z_3	收敛代数	迭代时间/s
10	58	1114.41	3	25	11.12
20	229	918.44	6	470	326.68
40	406	1256.88	11	1889	1355.14
文献[2]方法					
工单个数	目标值 Z_1	目标值 Z_2	目标值 Z_3	收敛代数	迭代时间/s
10	58	1114.41	3	27	13.13
20	229	918.44	6	460	325.12
40	406	1256.88	11	1888	1354.45
本文改进遗传算法					
工单个数	目标值 Z_1	目标值 Z_2	目标值 Z_3	收敛代数	迭代时间/s
10	58	1114.41	3	25	9.61
20	229	918.44	6	410	323.8
40	406	1256.88	11	1884	1343.64

采用本文改进遗传算法对20个生产订单的组炉结果与人工组炉结果对比如表6所示, 算法参数设定与上文相同. 改进遗传算法的组炉结果, 比人工实际组炉结果减少一个炉次, 将第7炉的第12订单和第14个订单组到第4炉中, 而原本在第4炉中的第15个订单, 则组合到第1炉中, 相应的第1, 4炉的炉重分别由原来的523 kg/360.79 kg提高到543 kg/476.76 kg, 组炉率分别由90.17%/62.20%提高到93.62%/82.20%, 总体组炉率由63.10%提高到73.61%, 在提高组炉率的同时, 减少余料量580 kg.

改进遗传算法组炉结果中的第1炉和第4炉的优先级系数相比较人工组炉结果有所降低, 分别有3.25/2.2降低为3.2/1.3, 而纵观该2炉的优先级系数在全部6炉中的优先级系数, 优先级的0.05/0.9的降低并不影响他们在6个炉次中的生产顺序. 通过炉次数减少, 有效降低余料量的生产量, 在降低库存同时, 提高订单交货准时率, 实现企业的降耗增效.

表 6 本文改进遗传算法组炉结果与人工组炉结果对比

Table 6 Group furnace results comparison of improved genetic algorithm and artificial

人工组炉结果					
炉次	订单号	重量/kg	优先级系数	组炉率/%	总组炉率/%
1	2, 5, 1, 3	523	3.25	90.17	
2	13, 7, 20	535	4	92.24	
3	10, 11, 9	530.8	4	91.52	
4	17, 8, 15, 16, 6	360.79	2.2	62.2	63.1
5	19, 18	380	4	65.52	
6	4	96	3	16.55	
7	12, 14	135.97	1	23.44	
本文改进遗传算法组炉结果					
炉次	订单号	重量/kg	优先级系数	组炉率/%	总组炉率/%
1	2, 5, 15, 1, 3	543	93.62	3.2	
2	13, 7, 20	535	92.24	4	
3	10, 11, 9	530.8	91.52	4	
4	17, 8, 12, 16, 14, 6	476.76	82.2	1.3	73.61
5	19, 18	380	65.52	4	
6	4	96	16.55	3	

5 结论(Conclusions)

将磁性材料企业的组炉优化问题, 抽象为伪旅行商问题, 并在磁性材料行业建立组炉优化模型. 引入精英选择策略, 采用改进3PM交叉算子优化遗传算法收敛的速度和精度; 在遗传算法中引入逆转算子, 提高遗传算法的全局搜索能力. 基于实际生产数据的仿真表明, 首次建立的磁性材料组炉优化模型是合适的, 所提改进遗传算法是有效的.

参考文献(References):

[1] 王晓东, 金吉凌, 刘全利, 等. 一种改进的遗传算法及其在钢卷优化组合中的应用 [J]. 控制理论与应用, 2004, 21(6): 993 - 996.

- (WANG Xiaodong, JIN Jiling, LIU Quanli, et al. Improved genetic algorithm and its application in optimal combination stacks of steel roll [J]. *Control Theory and Applications*, 2004, 21(6): 993 – 996.)
- [2] 刘颖, 刘全利, 王伟. 罩式退火炉装炉组合的优化模型及其算法 [J]. 信息与控制, 2009, 38(2): 211 – 217.
(LIU Ying, LIU Quanli, WANG Wei. Optimizing model and algorithm for combination stacking of bell-type batch annealing [J]. *Information and Control*, 2009, 38(2): 211 – 217.)
- [3] 宁树实, 王伟, 潘学军. 一种炼钢-连铸生产计划一体化编制方法 [J]. 控制理论与应用, 2007, 24(2): 374 – 379.
(NING Shushi, WANG Wei, PAN Xuejun. Integrated method of steel-making and continuous casting planning [J]. *Control Theory & Applications*, 2007, 24(2): 374 – 379.)
- [4] 薛云灿, 郑东亮, 杨启文. 基于改进离散粒子群算法的炼钢连铸最优炉次计划 [J]. 计算机集成制造系统, 2011, 17(7): 1509 – 1517.
(XUE Yuncan, ZHENG Dongliang, YANG Qiwen. Optimum charge plan of steelmaking continuous casting based on the modified discrete particle swarm optimization algorithm [J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2011, 17(7): 1509 – 1517.)
- [5] 王万雷, 杨静萍, 傅洪光. 基于微粒群和满足质量约束方程的组炉方案优化方法 [J]. 控制理论与应用, 2010, 27(4): 509 – 512.
(WANG Wanlei, YANG Jingping, FU Hongguang. Optimization of charge design with quality constraints based on particle swarm optimization [J]. *Control Theory & Applications*, 2010, 27(4): 509 – 512.)
- [6] FALKENAUER E. A new representation and operators for genetic algorithms applied to grouping problems [J]. *Evolutionary Computation*, 1994, 2(2): 123 – 144.
- [7] 王志刚, 刘全利, 王伟. 改进的装炉组合问题建模与优化算法 [J]. 控制工程, 2010, 17(2): 197 – 202.
(WANG Zhigang, LIU Quanli, WANG Wei. Improved modelling and optimal algorithm for combination stacking [J]. *Control Engineering*, 2010, 17(2): 197 – 202.)
- [8] 王银年, 葛洪伟. 求解TSP问题的改进模拟退火遗传算法 [J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(5): 44 – 47.
(WANG Yinnian, GE Hongwei. Improved simulated annealing genetic algorithm for solving TSP problem [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 46(5): 44 – 47.)
- [9] SRINIVAS M, PATNAIK L M. Genetic algorithms: a survey [J]. *Computer*, 1994, 27(6): 17 – 26.
- [10] BROWN E, SUMICHRAST R. Impact of the replacement heuristic in a grouping genetic algorithm [J]. *Computers and Operations Research*, 2003, 30(11): 1575 – 1593.
- [11] 杨昆, 欧阳光耀, 陈海龙. 改进型遗传算法在机组负荷优化组合中的应用 [J]. 控制理论与应用, 2011, 28(5): 722 – 726.
(YANG Kun, OUYANG Guangyao, CHEN Hailong. Optimization of unit commitment of marine power system using improved genetic algorithm [J]. *Control Theory & Applications*, 2011, 28(5): 722 – 726.)
- [12] SRINIVAS M, PATNAIK L M. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms [J]. *IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics*, 1994, 24(4): 656 – 667.

作者简介:

刘业峰 (1981-), 男, 博士研究生, 目前研究方向为智能优化算法及其应用, E-mail: lyf-327@163.com;

潘全科 (1971-), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为智能计算及其应用, E-mail: panquanke@gmail.com;

柴天佑 (1947-), 男, 中国工程院院士, 教授, 博士生导师, 研究方向为自适应控制、智能解耦控制、工业过程综合自动化等, E-mail: tychai@mail.neu.edu.cn.