

一种求解车间作业调度的自适应混合遗传算法

陶思南 傅 鹏 蔡 斌 (重庆大学 软件学院 重庆 400044)

摘要: 针对遗传算法和禁忌搜索算法在求解车间作业调度问题存在的全局收敛性差、种群早熟化、收敛速度慢等缺陷,提出了一种自适应遗传禁忌搜索算法。算法通过自适应调整遗传算子中的变异概率,改善了遗传算法的收敛速度;通过增加禁忌表来选择杂交产生的个体,避免迂回搜索,以禁忌搜索算法作为变异算子,增加种群的多样性,避免算法陷入局部最优。通过仿真实例,验证了算法的收敛性和抗局部收敛性。

关键词: 遗传算法;禁忌搜索算法;车间作业调度;变异概率

An Adaptive Hybrid Genetic Algorithm for Job Shop Scheduling Problems

TAO Si-Nan, FU Li, CAI Bin

(Department of Software Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: To overcome the shortcoming of the genetic algorithm and the tabu search algorithm for solving the job shop scheduling problem, this paper proposes an adaptive genetic tabu algorithm. By adjusting the mutation probability adaptively and putting the tabu search algorithm to the process of the genetic algorithm, the improved genetic tabu algorithm promotes the rate in convergence and avoids such disadvantages as premature convergence. Simulation experiments demonstrate that the proposed improved genetic tabu algorithm is fast in convergence, and it does not get stuck at a local optimum easily.

Keywords: genetic algorithm; tabu search algorithm; job shop scheduling; mutation probability

随着生产规模的日益扩大,如何对车间资源进行合理地调度已经成为能够影响企业生产效率和生产成本的重要因素之一。生产车间作业调度问题(Job-Shop Scheduling Problems)是在给定的资源和约束条件下,通过合理的安排将要进行的生产工序在约束的前提下按照一定的顺序在给定的机器资源上加工,从而使得工件的生产可以达到最优,它是一类典型的 NP Hard 难题。

1 引言

在求解车间作业调度问题上,很多学者对其进行了研究,目前主要的求解方法有:枚举法、启发式算法、模拟退火算法(SA)、禁忌搜索算法(TS)、蚁群算法(AS)、免疫算法(IA)、遗传算法(GA)等。枚举方法对小规模问题比较有效,但对大规模问题计算量和存储

量难以接受;启发式算法能够快速建立问题的解,但通常质量较差,否则需要建立复杂的启发式规则;其他的各种邻域搜索算法和人工智能方法在求解车间作业调度上也都有各自的不足^[1-4]。

本文基于 GA 算法,结合禁忌搜索算法的局部搜索能力,提出了一类适合求解车间作业调度问题的自适应遗传禁忌搜索算法。该算法通过禁忌搜索算法确保种群多样性,采用自适应调整遗传算子的变异概率等策略来提高算法收敛速率并避免算法的过早收敛的现象。通过求解经典的 Benchmarks 问题,验证了算法的收敛性和抗局部收敛性。

2 车间作业调度问题描述

车间作业调度问题(JSSP)可描述为:有 n 个待加

工的工件 $J_i(i=1,2,\dots,n)$, m 台可用于加工工件的机器 $M_j(j=1,2,\dots,m)$, 工件 $J_i(i=1,2,\dots,n)$ 的释放时间和交货时间分别为 r_i 和 d_i , 其中 $J_i(i=1,2,\dots,n)$ 的加工过程由 n_i 个操作 $O_{i1}, O_{i2}, \dots, O_{in}$ 组成, 其操作需要按预先给定的工艺路径进行加工。工件加工过程还应满足如下约束:

- (1) 一台机器在同一时刻只能加工一个工件;
- (2) 一个工件同一时刻只能在一台机器上加工;
- (3) 工件一旦在一台机器上进行加工就不能中断, 直到该工序完成;
- (4) 一个工件工序加工必须按照给定的机器顺序进行。

车间作业调度的任务是确定与工艺约束条件相容的各机器上所有工件加工开始时间和加工结束时间, 使得完成全部加工的总时间最少。

3 求解车间作业调度的遗传禁忌搜索算法

遗传算法是一类模拟生物在自然界的遗传和进化的随机搜索算法, 由密西根大学的 Holland 教授在 1975 年提出。遗传算法是一种并行的群体搜索算法, 它不依赖于问题的具体领域, 具有较强的鲁棒性和群体寻优能力, 但它具有收敛速度较慢、计算效率低、容易陷入早熟等问题, 算法最终不能给出令人满意的解。

禁忌搜索方法是采用基于邻域的搜索机制及禁忌技术的一种全局性的改进邻域搜索算法, 由 Glover 在 1986 年提出。通过引入一个灵活的存储结构和相应的禁忌准则来避免迂回搜索, 并通过藐视准则来赦免一些被禁忌的优良状态, 进而保证多样化的有效搜索以最终实现全局优化。但禁忌搜索对初始解具有较强的依赖性, 很容易陷入局部最优, 并且它是串行的, 搜索效率低^[5]。

本文提出的自适应遗传禁忌搜索算法通过自适应调整遗传算子的变异概率和交叉概率来改善标准遗传算法求解过程长和容易走向局部最优的缺陷。同时, 算法针对交叉与变异算子对种群多样性的影响, 提出了在交叉算子中引入禁忌搜索算法的思想, 克服了种群早熟化, 避免算法陷入局部最优。通过在交叉算子中引入禁忌表, 确保了算法的记忆功能, 对于交叉产生的个体, 通过设置禁忌表来决定其接受还是舍弃, 通过引入藐视准则来保留优良个体。利用禁忌搜索思

想改造遗传算子, 将遗传算法和禁忌搜索结合起来, 使得遗传禁忌混合搜索算法综合了遗传算法具有多出发点 and 禁忌搜索的记忆功能及爬山能力强的特点。

与遗传算法总体运行过程相类似, 本文提出的自适应遗传禁忌搜索算法也是从产生初始种群开始全局最优解的搜索过程。在交叉操作中加入禁忌表, 利用禁忌技术决定是否接受交叉产生的子代个体。然后根据个体适应度与种群平均适应度自适应动态调整变异概率 P_m , 并以变异概率 P_m 对个体进行变异。传统的变异过程每一代被选中的个体只执行一次基因位交换的变异操作, 种群的多样性被降低, 为了提高种群的多样性, 变异算子以禁忌搜索算法进行改进, 即对每个被选中的个体进行禁忌搜索操作。自适应遗传禁忌搜索算法流程描述如图 1 所示。

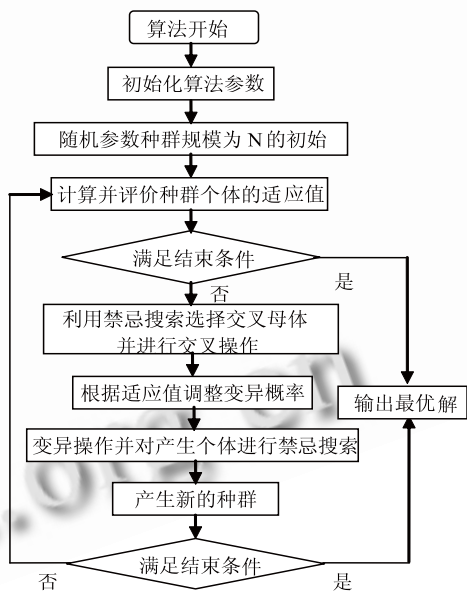


图 1 自适应遗传禁忌搜索算法流程

3.1 编码设计

在 Job Shop 调度问题中, 考虑到同一工件的操作之间存在工艺约束, 若直接采用所有操作的工序的排列来表示染色体, 相应的解码方法所产生的调度方案可能会产生死锁, 即得到的解是不可行的。因此, 在编码过程中采用了刘民提出的一种基于操作的编码方式^[6], 有效地避免了不可行解。

3.2 适应度函数

遗传算法中, 主要通过比较适应度函数来进行优胜劣汰的选择, 个体的适应值决定了个体在此环境下

的生存能力, 适应度函数值高的个体被选择的概率也就越大。为了能反映这一特性, 将目标函数即最小完工时间的倒数作为适应度函数, 适应度函数的表示如下:

$$f(i) = 1/C_{max}$$

3.3 初始化种群

初始种群的质量直接影响了算法的收敛速度和是否会陷入局部最优。随机生成初始种群, 可以保证种群基因的多样性, 但会降低算法的收敛速度; 采用启发式算法生成初始种群, 可以提高收敛速度, 但种群的多样性得不到保证, 容易陷入局部最优。为了克服两种方法的缺陷, 本文采用随机生成和启发式生成两种结合的初始种群生成的方法。种群的一部分通过机器的伪随机数按照编码规则自动生成, 另一部分通过 SPT、LPT 等启发式算法生成。这样在保证种群多样性的同时, 也提高了初始种群整体的适应性, 提高了算法收敛速度^[7]。

3.4 选择算子

选择操作是根据个体适应值, 从种群中选择优良个体, 使他们有机会作为父代将优良基因传递给下一代的过程。本文算法对轮盘赌法进行了改进, 确保当前种群最优值一定被保留, 并将它用来选择操作。改进的轮盘赌法选择流程如下:

步骤 1: 计算种群每个染色体 $V_i (i=1, 2, \dots, N)$ 的适应值 f_i , 将适应值最大的个体 V_j 直接选择放入下一代。

步骤 2: 对每个染色体 V_i , 计算其被选择的概率为

$$p_i = f_i / \left(\sum_{i=1}^N f_i \right) \quad (i=1, 2, \dots, N) \quad (1)$$

步骤 3: 对计算每个染色体 V_i , 计算其累计概率为

$$\begin{cases} q_0 = 0 \\ q_i = \sum_{j=1}^i p_j \quad (i=1, 2, \dots, N) \end{cases} \quad (2)$$

式中: $q_0 \quad q_1 \quad \dots \quad q_N = 1$ 。

步骤 4: 从区间 $(0, 1]$ 产生一个随机数 r 。若 $q_{k-1} < r < q_k$, 则选择染色体 V_k , $k \in \{1, 2, \dots, N\}$ 。

步骤 5: 重复步骤 4 共 $N-1$ 次, 得到 $N-1$ 个染色体与步骤 1 得到的最优个体组成规模为 N 的新一代种群。

3.5 交叉算子

交叉在遗传算法中起关键作用, 用于扩大解的空间, 避免陷入局部最优, 它决定了遗传算法的全局搜索能力。但这种交叉操作会使得群体的染色体具有相似性, 而且对重复产生的染色体不能进行有效禁忌, 容易出现迂回搜索, 易产生早熟^[8]。本文通过在交叉算子中引入禁忌表, 来增加了算法的记忆功能。对于交叉产生的个体, 通过设置禁忌表来决定其接受还是舍弃, 同时, 通过引入特设规则来保留优良个体。

禁忌表采用先进先出的队列来实现, 长度为 L 的禁忌表可以表示为 $T=(T_1, T_2, \dots, T_L)$ 。其中, $T_i (i=1, 2, \dots, L)$ 为交叉产生的局部最优解或可能的局部最优解, 即禁忌对象。在交叉过程中, 通过避开禁忌表中的禁忌对象, 克服了传统算法迂回搜索的缺陷, 使得算法不易陷入局部极值点。禁忌杂交的具体操作如下:

步骤 1: 根据设置的禁忌表长度 L 初始化禁忌表, 并将禁忌表置空。

步骤 2: 在当前种群中随机选择两个染色体进行杂交, 产生两个新一代的个体。

步骤 3: 计算新个体的适应值, 如果适应值大于父代种群适应值的平均值。将其移入下一代种群, 并移入禁忌表。如果该适应值最优, 同时更新迄今为止的最好解。如果适应值小于父代种群平均值, 进入如下步骤。

步骤 4: 如果杂交产生的个体不在禁忌表中, 将其移入下一代种群。并移入禁忌表。

步骤 5: 如果杂交产生的个体在禁忌表中, 其适应值比“迄今最好解”差, 则根据禁忌搜索的邻域结构的定义方法产生新的邻域解, 并转入步骤 3。

步骤 6: 如果杂交产生的个体在禁忌表中, 其适应值比禁忌表中的“迄今最好解”好, 则按照“特赦规则”将其移入下一代种群。同时, 将其移入禁忌表, 并更新迄今的最好值为此个体适应值。

3.6 变异算子与自适应变异概率

3.6.1 自适应变异概率

针对传统遗传算法中个体的变异率是固定不变的, 使得求解过程过长, 并且容易陷入局部最优的早熟问题^[9], 我们加入了变异概率的自适应调整操作。

算法迭代的初期, 对适应值小于平均适应值的提高其变异率, 使得适应值较小的个体通过变异产生更好的解; 对于适应值大于平均适应值的个体, 则适当

降低变异率，保留好的个体。随着算法的进行对大于并接近平均值的个体，变异率又会相对的提高，以提高种群多样性，防止算法提前收敛。变异概率的求取如下式：

$$P_m = \begin{cases} P_{m1} - \frac{P_{m1} - P_{m2}}{1 + \exp(\alpha \frac{f - f_{avg}}{f_{max} - f_{avg}})} & f \geq f_{avg} \\ P_{m1} \left(1 + \exp(\mu \frac{f_{avg} - f}{f_{avg}}) \exp(-k) \right) & f \leq f_{avg} \end{cases} \quad (3)$$

其中， P_m 代表第 k 代的当前选中个体的变异概率；

- f_{max} - 种群个体中的最大适应值；
- f_{avg} - 种群个体的平均适应值；
- f - 要进行变异操作的个体的适应值；
- P_{m1} - 设定的最大变异操作的概率；
- P_{m2} - 设定的最小变异操作的概率。

3.6.2 变异操作

采用禁忌搜索算法作为变异算子，把一个要变异的染色体作为禁忌搜索的输入，把禁忌搜索得到的解作为变异的新个体。由于这种变异算子是一个禁忌搜索过程，在搜索过程中可以接受劣解，因此具有强于其它变异算子的爬山能力。

3.7 禁忌搜索操作

在本文中，禁忌搜索算法主要用来代替变异算子，使种群个体呈现多样性。与传统局部搜索算法相似，禁忌搜索也是从某个初始解开始搜索，从当前解的邻域中选择较优的个体，但它通过设定禁忌表使算法易跳出局部最优，以获得较好的全局寻优性能。禁忌搜索算法的流程描述如下：

步骤 1：设初始解为 ω_0 ，令当前解 $\omega = \omega_0$ ，迄今为止最好解 $\omega_b = \omega_0$ ，当前迭代次数 $k=0$ ；令禁忌表 T 的长度为 L ，并将禁忌表置空。

步骤 2：按邻域结构定义方法确定 ω 的邻域 $N(\omega)$ ，并从该邻域中选取一定数量的解作为邻域候选集 $A(\omega)$ 。

步骤 3：从 $A(\omega)$ 中选择未在禁忌表 T 中被禁忌的所有解中的最好解，或在禁忌表 T 中被禁忌但满足所设置的特赦规则的解作为 ω_n ，令 $\omega = \omega_n$ 。若 $f(\omega_n) < f(\omega_b)$ ，则 $\omega_b = \omega_n$ 。

步骤 4：若满足终止条件，则算法停止，并将当前解放入下一代种群；否则更新禁忌表 T (包括将一个对象加入禁忌表 T ，当禁忌表 T 包含的禁忌对象

总数超过禁忌长度 L 时，对最先加入禁忌表的对象按先进先出的顺序进行解禁)。

步骤 5：令 $k=k+1$ ，转步骤 2。

4 仿真实例

本文算法利用 MATLAB7.0 实现，对经典的 Benchmarks 问题进行了求解，实验数据的来源见文献[1]。对于典型的车间作业调度的 FT、LA 问题，分别利用本文提出的自适应遗传禁忌搜索算法(AGATS)和标准遗传算(SGA)法进行了求解。种群规模 $N=100$ ，交叉概率 $P_c=0.8$ ，变异概率 $P_{m1}=0.2$ ， $P_{m2}=0.1$ 。对各个问题均分别求解 10 次，得到的结果如表 1 所示。其中， n 和 m 分别为工件数和机器数； c^{**} 为问题最优值； c^* 为 10 次仿真得到的平均值；% 为平均优化值相对 c^{**} 的偏差。

表 1 仿真结果对比表

问题	n, m	c**	AGASA		SGA	
			C*	%	c*	%
FT06	6, 6	55	55	0	55.2	0.36
FT10	10,10	930	931	0.11	934.2	0.45
LA16	10,10	945	948.4	0.36	1020.8	8.02
LA21	15,10	1046	1052	0.57	1138.3	8.82

图 2 给出了本文仿真实例中某次传统遗传算法和本文算法在进化过程中各代种群调度时间的平均值的对比。

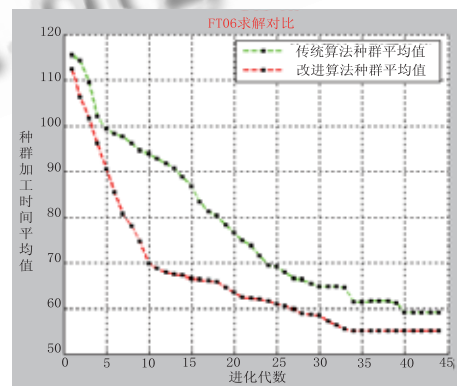


图 2 进化过程中种群平均值

由表 1 和图 2 可以看出改进后的遗传禁忌搜索算法求解得到的最优调度明显优于传统遗传算法求解的解，改进算法能够拥有更好的收敛效果。通过引入禁忌表、禁忌搜索算法、变异率自适应调整功能，提高

了算法收敛速度的同时,有效地避免了算法陷入局部解,保证了求解的全局最优性。

5 结语

本文通过对遗传算法和禁忌搜索算法的有机结合,针对现有的遗传算法和禁忌搜索算法在求解车间作业调度优化问题存在的不足,构造了一种新自适应遗传禁忌搜索算法。改进算法利用遗传算法的快速搜索能力和禁忌搜索算法的局部搜索能力,形成优势互补;同时通过自适应调整变异率,确保了算法的快速收敛和抗局部收敛性。通过仿真实例,验证了算法的收敛性和抗局部收敛性。

参考文献

- 1 王凌.车间调度及其遗传算法.北京:清华大学出版社,2003.
- 2 姜思杰,徐晓飞,李全龙.基于遗传优化算法求解作业车间调度问题.计算机集成制造系统—CIMS,2002,8(3):229 - 232.

- 3 余建军,孙树栋,郝京辉.免疫算法求解多目标柔性作业车间调度研究.计算机集成制造系统,2006,12(10):1643 - 1651.
- 4 Gen M. Cheng R. Genetic algorithms and engineering optimization. Wiley Interscience, 2000. 183 - 184.
- 5 Mehrabad S, Mohammad, Fattahi, et al. Flexible Job Shop Scheduling with Tabu Search Algorithms. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology (S0268-3768), 2007,32(5):563 - 570.
- 6 刘民,吴澄.制造过程智能优化调度算法及其应用.北京:国防工业出版社,2008. 159 - 160.
- 7 卢永超,陈庆新,毛宁.基于遗传禁忌搜索算法的模具电火花车间调度.工业工程,2008,11(5):81 - 85.
- 8 戴庆,赵艳玲,等.遗传禁忌算法在备份调度中的应用研究.计算机工程与设计,2008,10:2632 - 2634.
- 9 Xing YJ, Chen ZT, Sun J. An Improved Adaptive Genetic Algorithm for Job-Shop Scheduling Problem. IEEE Third International Conference on Natural Computation, 2007,23(6):1752 - 1767.