

基于改进贪婪随机自适应算法的车间调度优化

冯丽娟, 严洪森, 朱莉莉

(东南大学 自动化学院 复杂工程系统测量与控制教育部重点实验室, 江苏 南京 210096)

摘要:贪婪随机自适应搜索算法(GRASP)是近年来涌现的新的元启发式算法,其在车间调度优化方面的应用还很少,且解的全局满意度不够好。在已有 GRASP 的基础上,提出一种改进 GRASP 来解决装配车间调度优化问题。将发动机装配线简化为一个 flow shop 问题,以装配作业完成的总加工时间最短为优化目标。在已有 GRASP 强化策略中融入优化集 ϵ 的自进化过程而获得改进 GRASP,并用实例对改进 GRASP 进行了仿真研究。结果表明,与现有的 GRASP 和遗传算法相比,强化策略和优化集 ϵ 自进化过程的结合可以大大提高改进 GRASP 的全局满意度,对求解该类问题有很好的效果。

关键词: flow shop; 改进 GRASP; 强化策略; 自进化过程; 全局满意度

中图分类号: TP311

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2009)10-0044-03

Assembly Workshops Scheduling Optimization Based on Advanced Greedy Randomized Adaptive Search Procedure

FENG Li-juan, YAN Hong-sen, ZHU Li-li

(Ministry of Education Key Lab. of Measurement and Control of CSE, School of Automation, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: The greedy randomized adaptive search procedure (GRASP) is a new metaheuristic for combinatorial optimization with few applications in workshops scheduling optimization and global satisfactory results is not good enough. On the basis of current GRASP, presents an advanced GRASP to solve assembly workshops scheduling optimization problems. An engine assembly line is simplified into a flow shop, with the objective of minimizing the total assembly completion time. An advanced GRASP is gotten by the combination of intensification strategy in present GRASP with self-evolution process of optimized set ϵ . The simulation result of example shows that the advanced GRASP can greatly enhance the global satisfaction and is very suitable for solving this problem, compared with the present GRASP and genetic algorithm.

Key words: flow shop; advanced GRASP; intensification strategy; self-evolution process; global satisfaction

0 引言

贪婪随机自适应搜索法 (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure, GRASP) 是近年来新涌现的元启发式方法,是由 Feo 和 Resende 在 1989 年提出的^[1]。此算法当时还成功地用于解决飞机航班调度等著名的 NP-Hard 组合优化难题^[2]。近年来,GRASP 已在多个领域得到广泛应用^[3~6]。但该算法在车间调度问题如典型的 flow shop (FSP) 或 job shop (JSP) 问题中的应用还比较少。此外标准的 GRASP^[7]中每次迭

代优化都是独立的过程,导致其全局满意度比较差,通过将优化集 ϵ 的强化策略融入标准的 GRASP 框架中可以得到比较好的效果^[8,9]。文中在 Binato 等人提出的改进 GRASP^[8]的基础上,通过加入优化集 ϵ 的自进化过程,从而得到全局满意度更好的优化结果。文中首先介绍了一般的贪婪随机自适应搜索法和强化策略的概念,并结合一类装配车间调度问题,通过与 Binato 等人的改进 GRASP^[8]和遗传算法进行比较,验证了改进后的 GRASP 可以获取全局满意度比较高的优化解。

1 问题描述

FSP 问题是研究 n 个工件在 m 台机器上加工,每个工件有多道工序,工艺路径确定,工序一旦开始加工就不能中断;每台机器一次只能加工一道工序。各工

收稿日期:2009-02-06;修回日期:2009-05-24

基金项目:国家 863 计划资助项目(2007AA04Z112);国家自然科学基金资助项目(50875046)

作者简介:冯丽娟(1985-),女,江苏泰兴人,硕士研究生,研究方向为车间生产计划与调度;严洪森,教授,博士生导师,研究方向为生产计划与调度、知识化制造、并行工程等。

件在各机器上的加工约束条件相同。要求确定与工艺约束条件相容并满足设备能力约束的各机器上所有工件的加工开始时间或完成时间或加工次序,使某个加工性能指标达到最优。

将发动机装配线简化为一个 flow shop 问题,以各装配工位完成的总装配时间(即最后一个发动机在最后一个装配工位 m 的完成时间)最短为目标,其目标函数(即 makespan)为:

$$J = \min(\max_{1 \leq i \leq n} C_{im})$$

$$\text{s. t. } C_{ij} - T_{ij} \geq C_{ij-1} \quad (1)$$

$$C_{ij} \geq 0 \quad (2)$$

式中 n 为发动机数, m 为装配工位总数, C_{ij} 表示第 i 台发动机在第 j 个装配工位完成装配后的时间。约束条件(1)体现装配次序约束, $j = 2, \dots, m$ 。约束条件(2)中 $j = 1, 2, \dots, m$, 其中 $i = 1, 2, \dots, n$ 。

2 GRASP 简介

GRASP 是一个启发式随机迭代过程,主要包含四个方面内容:贪婪函数、自适应过程、随机组成和局域搜索。

GRASP 的每次迭代过程包含两个阶段:构造阶段和局域搜索阶段。构造阶段产生一个初始可行解;局域搜索则产生初始可行解的邻域方案;通过采用不同的邻域变换策略,最终得到每次迭代的局部最优解,所有迭代次数中的最好局域解为全局满意解。GRASP 因为在初始构造阶段采取了适当启发式策略,在计算速度上会比一般的启发式算法如遗传算法等快,随着问题规模的加大,这种速度上的优势会比较明显^[10]。

2.1 GRASP 构造阶段

构造阶段是一个循环迭代形成可行方案的过程,每一次迭代利用贪婪函数值形成候选元素的受限候选列表(RCL),并随机选择一个元素加入方案。贪婪函数用于衡量候选元素加入方案后的代价,从 RCL 中选择完一个元素后,需重新计算剩余候选元素的贪婪函数值,并形成新的 RCL。这是一个自适应过程。从 RCL 中随机选择元素的方法使得每个构造阶段可以产生不同的可行方案;当所求问题的所有调度元素都处理完成后就中止迭代,返回产生的可行解。

2.2 GRASP 局域搜索阶段

由构造阶段随机产生的可行方案并不能保证局域最优,所以有必要进入局域搜索阶段,即以构造阶段产生的可行方案为初始解,在一定的邻域内进一步搜索寻找局优解。邻域空间由通过改变初始解元素的顺序或者数值变化得到的邻域解组成。

3 改进 GRASP 设计

3.1 强化策略

标准 GRASP 框架的一个缺陷是它的每次迭代过程都是独立的,这个特征带来的直接结果就是它不能从现有迭代产生的优化解中学习改进从而在下一次构造阶段中产生比上次更好的初始可行解;所以一般的 GRASP 会导致可能的计算效率低下的问题。从历史优化解中获得信息来影响下一次的初始构造解是一个存储记忆的过程,也即一个进化学习的过程。强化策略的具体实现过程简述如下,建立一个 q 长度的优化集 ϵ ,其中存放每次迭代以后的局部最优解,利用它来指导 GRASP 的构造阶段。初始的优化集由随机产生的种群(种群长度 $\text{popsize} > q$)剔除掉 makespan 值排在后面的 $(\text{popsize} - q)$ 个个体所组成。只有构造阶段迭代产生的初始解的 makespan 小于原来优化集中最大的 makespan 值,才会被接受进入下一阶段的局域搜索。

3.2 改进 GRASP 设计

改进 GRASP 通过设置一个可以随着迭代过程而自进化的优化集 ϵ 将强化搜索策略融入入标准的 GRASP 框架中得到。文献[8]中优化集 ϵ 的进化是取每次迭代中满足强化策略的初始解代替原优化集中的最差解,但因为每次迭代得到的初始解是经过调度规则及强化策略筛选过的,其多样性不够好,试验测试的结果也不够理想。基于此考虑,文中解集 ϵ 的自进化有两条路线。首先若每次迭代中局域搜索后产生的种群中的最优个体好于当前 ϵ 中最差的个体,则剔除掉 ϵ 中最差个体,代之以每次迭代产生的种群中的最优个体。其次在整个搜索空间中随机产生可行调度解(允许局部差解存在,从而增加解的多样性),若其 makespan 值优于 ϵ 中最好个体,则剔除掉 ϵ 中最差个体,代之以此可行调度解。此外为了防止算法早熟,进一步扩大搜索空间的广度,鼓励产生与优化集中差别很大的初始解进入。设 $\Delta(A, B)$ 标识调度解 A, B 中具有不同的起始装配时间的工序的数目, δ 是标示差异调度的参数(由问题的规模经实验测试后决定其值)。若 $\Delta(A, B) \geq \delta * J * M$ 时(J 为加工工件数, M 为加工设备数),则可说调度 A 和调度 B 差别很大,足够作为可接受的初始解而进入下一优化阶段。

改进 GRASP 的每次迭代过程也分为两大部分:初始构造阶段和局域搜索阶段。优化集 ϵ 初始化后就可以指导下一次迭代过程的初始解构造。在每次迭代过程后完成优化集的一次自进化过程,进入下一次迭代,直到达到最大迭代次数中止。

下面将给出结合文中所述问题的改进 GRASP 步骤。

Step1: 给定初始参数, 包括最大迭代次数 \maxiter , 贪婪系数 α 和差异调度指示参数 δ 。

Step2: 确定编码方式, 确定贪婪随机方案, 本算法中以最短加工时间优先(SPT 规则) 为贪婪函数。

Step3: 初始化优化集 ϵ 。设其长度为 q (q 的大小根据问题规模设定)。初始的优化集由启发式规则随机产生的可行解种群(种群长度 $\text{popsize} > q$) 剔除掉后面 ($\text{popsize} - q$) 个差解所组成。

Step4: 令 $t = 0$, 计算贪婪函数值, 构造受限候选列表(RCL), 定义 $\text{Range} = (\text{Smax} - \text{Smin})$, $\text{Width} = \text{Range} * \alpha$, $\text{RCL} = \{\text{Smin}, \text{Smin} + \text{Width}\}$ 。其中 Smax 为各发动机所有装配工位的装配时间之和的最大值, Smin 为各发动机所有装配工位的装配时间之和的最小值。计算各发动机所有装配工位的装配时间之和, 将装配时间之和在 RCL 所示的区段内的发动机作为优先考虑的调度对象记作元素 σ , 由此得到若干个满足 RCL 限制的候选调度元素。按其贪婪函数值(即元素 σ 的装配时间之和) 从小到大排序, 得到各调度元素 σ 的序号 $r(\sigma)$ 。引入 bias 函数, 这里取 $\text{bias}[r(\sigma)] = 1/r(\sigma)$ 。采用比例选择的方法从候选调度元素中随机选择一元素加入初始调度中。该元素被选择的概率 p 与 bias 函数值有关。从 RCL 中选择完一个元素后, 需重新计算剩余未调度元素的贪婪函数值, 并计算得到新的 RCL。按上述原则选择下一调度元素, 直到所有元素都处理完, 此过程产生一个初始可行的构造解。判断此初始解的 makespan 值是否符合优化集 ϵ 的条件(强化策略中有说明), 若符合则进入 Step5, 否则重新执行 Step4。

$$\text{其中 } p = \frac{\text{bias}(\sigma)}{\sum_{\sigma \in \text{RCL}} \text{bias}(\sigma)}$$

Step5: 局域搜索阶段: 以构造阶段产生的可行方案为初始解, 在一定的邻域内进一步搜索寻找最优解。构造邻域解的方法有很多, 这里借鉴遗传算法中变异(包括互换操作和逆序操作) 的方法产生 popsize 个个体。从初始解的邻域解中搜索最好的个体。

Step6: 自进化优化集 ϵ 。首先判断此次迭代过程中产生的最好个体, 若优于 ϵ 中最差个体, 则剔除掉 ϵ 中的最差个体, 代之以局域搜索后的最好个体; 其次在整个搜索空间中随机产生可行调度解, 若其 makespan 值优于 ϵ 中最好个体, 则剔除掉 ϵ 中最差个体, 代之以此可行调度解。

Step7: $t = t + 1$, 如果 $t = \maxiter$, 转 Step8, 否则转 Step4 循环。

Step8: 搜索优化集 ϵ 中最优个体作为 GRASP 搜索的最优值, 输出计算结果。

4 计算实例与算法比较

4.1 计算实例

上述发动机装配线装配作业排序问题中, 设有 6 台发动机, 每台发动机有 6 个装配工位, 在任意时间点上, 一个装配工位只能装配一台发动机, 装配工位之间有工艺约束。基于装配工位的工艺约束顺序采用自然数编码方式。每台发动机在各个装配工位的装配时间见表 1。

表 1 装配工位时间表(单位: h)

装配工位 发动机	1	2	3	4	5	6
1	2	4	6	8	10	3
2	3	2	4	5	7	4
3	4	3	1	4	5	7
4	3	4	3	8	4	3
5	3	6	5	7	3	5
6	4	5	3	2	6	4

贪婪系数 $\alpha = 0.5$; 差异调度指示参数 $\delta = 0.1$; $\text{popsize} = 10$, $q = 7$, 根据这些初始化参数, 经过 200 次迭代得到最好调度为 (3 2 1 5 6 4), 其目标函数值 (makespan) 为 53。该算法的最佳调度是不唯一的。

4.2 算法比较

为了便于比较, 文中还采用 Binato 等人的改进 GRASP^[8] 和遗传算法计算前面的算例。表 2 中列出了三种算法运行 50 次的研究比较结果, 其中设置所有的算法都迭代 100 次。由表可见, 它们都能在多次运行中找到全局最优解, 但文中介绍的改进 GRASP 比其他两种算法的全局满意度都高。

表 2 几种算法的测试结果比较

指标	改进 GRASP	GRASP ^[8]	遗传算法
总计算次数	50	50	50
搜索到最优方案 ($\text{makespan} = 53$) 的次数	37	21	24
平均优化方案值 makespan	55	57	58

5 结束语

对典型的 FSP 问题应用了一种新的元启发式算法 GRASP, 并对现有算法框架进行改进, 使其对问题的求解能得到更好的全局满意度。受限列表 RCL 会在每次调度完一个元素后自适应变化, 避免差解加入, 从而为构造一个较好的可行性方案奠定基础。采用比例法从 RCL 中随机选择调度元素, 使得产生的初始可行方案具有多样性, 便于布满整个解空间。而优化集

(下转第 50 页)

历,当第一次遍历到树的叶节点 a_6 或 a_7 时,因为节点 a_6 和 a_7 执行后必须要回到 a_2 所在的循环逻辑里,这个时候无法判断应该回到循环逻辑里哪个节点处,需要用户人工选择,假设用户选择节点 a_6 和节点 a_7 执行完毕后均转移到节点 a_4 处,则此时需要加上两条有向边分别由节点 a_6 和节点 a_7 指向节点 a_4 ,此时如图 5 所示,按步骤 5 将所有剩余边全部补齐后如图 6 所示。

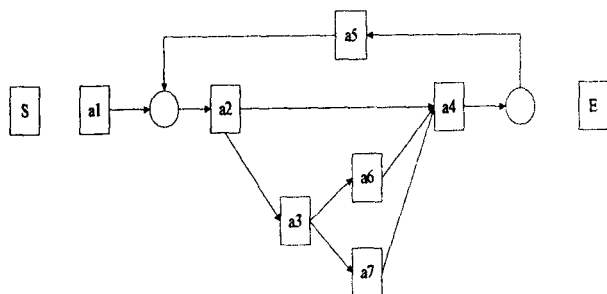


图 5 实例执行完步骤 4 后(并行执行)

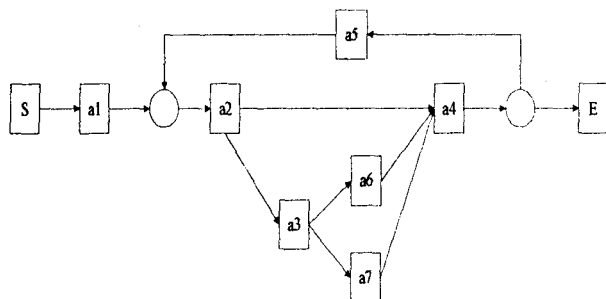


图 6 实例执行完步骤 5 后(并行执行)

(上接第 46 页)

ϵ 自进化是文中改进 GRASP 最大的特色,通过系统性地改变邻域结构来克服基本局域搜索算法易于陷入局部最小的不足,能有效地增强算法的勘探能力,提高算法获得全局最优解的可能性。这一点算例结果可以验证。

本算例中是采用固定的贪婪系数 α , Mockus 等人提出了有反应的 GRASP,其 α 值是自调节的,可以定期地根据近期得到的解的质量改变 α 值,获得更好的自适应效果。结合文中论述的方法可以作为后续研究的基础。

参考文献:

- [1] Feo T A, Resende M G C. A probabilistic heuristic for a computationally difficult set covering problem[J]. Operations Research Letters, 1989, 8(4): 67-71.
- [2] Feo T A, Bard J F. Flight scheduling and maintenance base planning[J]. MGMT Science, 1989, 35(12): 1415-1432.
- [3] Feo T A, Resende M G C, Smith S H. A Greedy Randomized Adaptive Search Procedure for Maximum Independent Set[J].

4 结束语

这一动态建模过程较为复杂,时间复杂度为 $O(N^2 2^N)$,但在实际应用中由于规则里像 $a-b$ 这样形式的规则不多,故时间复杂度一般为 $O(N^2)$,效率还是比较高的。改进的动态建模方法能够很好地构造出包含循环逻辑的工作流模型,但这一方法还不适合复杂的多循环逻辑间转移的工作流模型,如模型中一个循环逻辑里有一节点指向另一个循环逻辑里的节点。

参考文献:

- [1] Kammer P J. Techniques for supporting dynamic and adaptive workflow[J]. Computer Supported Cooperative Work, 2000, 9(3,4): 269-272.
- [2] 尹建伟,陈刚,董金祥. 柔性工作流动态行为建模方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2002, 14(6): 31-37.
- [3] van der Aalst W M P, Basten T. Inheritance of workflows: An approach to tackling problems related to change[J]. Theoretical Computer Science, 2001, 24(2): 125-203.
- [4] 邓水光,吴朝晖,余镇. 支持动态建模的工作流管理系统的设计[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2004, 16(5): 712-719.
- [5] 刘利,徐汀荣. 一种基于 BPEL4 WS 的柔性化工作流模型的研究[J]. 计算机技术与发展, 2006, 16(2): 187-190.
- [6] 陈张,赵卫东. 基于有向图的工作流模型的研究[J]. 计算机技术与发展, 2006, 16(4): 69-72.
- [7] Operation Research, 1994, 42(5): 860-878.
- [4] Resende M G C. Computing Approximate Solutions of the Maximum Covering Problem with GRASP[J]. Journal of Heuristics, 1998, 4(2): 161-177.
- [5] Marti R. Arc crossing minimization in grasps with GRASP[J]. IIE Transactions, 2001, 33(10): 913-919.
- [6] 金华征,程浩忠,夏夷,等. 贪婪随机自适应搜索法在电网规划中的应用[J]. 上海交通大学学报, 2006, 40(4): 563-567.
- [7] Prabhakaran G, Khan B S H, Rakesh L. Implementation of grasp in flow shop scheduling[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2006, 30(11): 1126-1131.
- [8] Binato S, Hery W J, Loewenstern D M, et al. A GRASP for Job Shop Scheduling[R]. [s. l.]: AT&T Labs Research Technical Report, 2000.
- [9] Pitsoulis L S, Resende M G C. Greedy Randomized Adaptive Search Procedures[R]. [s. l.]: AT&T Labs Research Technical Report, 2001.
- [10] 金华征. 考虑市场环境的多目标输电网规划优化目标[D]. 上海: 上海交通大学, 2007: 84-94.