

# 遗传算法在多目标柔性 Job-Shop 调度中应用

朱文龙, 丁华福

(哈尔滨理工大学 计算机科学与技术学院, 黑龙江 哈尔滨 150080)

**摘要:**针对 Job-Shop 调度问题, 提出了一种双染色体的遗传算法编码新方法, 采用对染色体的分离交叉重组操作生成更多的优秀个体, 设计了多种群、遗传参数自适应调整来提高种群的多样性。使用优势档案群保存当代最优 Pareto 解。最后给出仿真结果, 与经典的遗传算法求得的结果比较, 证明了该算法的有效性和先进性。

**关键词:**多目标遗传算法; 柔性 Job-Shop 调度; 种群多样性

中图分类号: TP18

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2009)04-0217-03

## Application of Genetic Algorithms in Multi-Objective Flexible Job-Shop Scheduling

ZHU Wen-long, DING Hua-fu

(Sch. of Computer Sci. and Tech., Harbin Univ. of Sci. and Tech., Harbin 150080, China)

**Abstract:** Considering Job-Shop scheduling problems, introduce a double-chromosome genetic coding algorithm, in which cross, reorganization and separation operations are used to generate more outstanding individuals, through multi-population and self-adjustment of parameters, the diversity of the population is increased. Archived is used to store temporary Pareto optimal solution. Finally, the simulation result is compared with the result obtained by classical genetic algorithm to prove the effectiveness and advantage of the algorithm.

**Key words:** multi-objective genetic algorithms; flexible job-shop scheduling; diversity of population

### 0 引言

生产调度问题具有复杂性、多约束等特点, 应用传统的方法求解多目标柔性 Job-Shop 调度问题很难获得一般问题的解决方案。近年来, 有关柔性 Job-Shop 调度问题的研究主要是针对单个目标的, 因为调度问题往往具有很高的计算复杂性。用传统方法求解这类问题时, 必须做出大量的简化。但在实际的工作中, 这些问题都涉及多个目标的优化, 这些目标并不是独立存在的, 它们往往是耦合在一起的互相竞争、相互束缚的目标, 对其中一个目标优化必须以其它目标作为代价, 因此很难客观地评价多目标问题解的优劣性。

遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 是一种模拟生物进化的智能算法。20 世纪 60 年代中期, 霍兰德 (J. H. Holland)<sup>[1]</sup> 在他的著作《Adaptation in Natural and Artificial System》中提出了遗传算法的思想, 将自然界

的进化方法应用于实现求解复杂问题的自动程序设计中, 为所有的适应系统建立了一种通用理论框架, 并展示了如何将自然界的进化过程应用到人工系统中去, 认为所有的适应问题都可以表示为“遗传”问题, 并用“进化”方法来解决。

在许多领域, 遗传算法已经得到了广泛的应用。遗传算法可以并行地搜索、评估问题空间中的多个解, 一般具有较好的全局寻优能力, 但在应用过程中也暴露出了许多缺点。主要表现有: 全局搜索能力极强而局部寻优能力较差; 对搜索空间变化的适应能力差; 易出现早熟收敛现象。算法在交叉、变异的进化过程中随机性较强, 致使搜索效率低下, 具体表现为进化迭代过程中会出现子代最优个体劣于父代最优个体的“退化”现象<sup>[2,3]</sup>。文中针对柔性 Job-Shop 调度问题的特点, 对遗传算法的编码、遗传操作、种群的生成自适应度函数进行设计来提高算法的性能。

### 1 问题的描述

多目标 Job-Shop 调度问题可描述为: 有  $n$  个工件要在  $m$  台机器上加工,  $m$  台机器的集合表示为  $M$ ,  $M = \{M_1, M_2, \dots, M_m\}$ 。每个工件  $j$  有若干道工序需

收稿日期: 2008-07-26

基金项目: 国家自然科学基金重点项目 (60736014)

作者简介: 朱文龙 (1982-), 男, 安徽桐城人, 硕士研究生, 研究方向为数据挖掘; 丁华福, 硕士生导师, 研究员, 研究方向为自然语言处理、数据挖掘、数据库。

要加工,工件  $j$  的任一道工序  $i$  都由  $M$  集合中的  $M_{j,i}$  来完成。问题是要分配各个工序到各机器并进行排序使得满足下面  $k$  个目标最小<sup>[4]</sup>。

(1) 制造周期  $F_1$ , 各机器最大完工时间。

(2) 机器总负载  $F_2$ , 各机器总的加工时间。

(3) 关键机负载  $F_3$ , 加工时间最长的机器负载。

目标函数  $F(x)$  表示上面三个目标的加权形式:

$$F(x)_{\min} = \sum_{i=1}^k w_i F_i(x) \quad (1)$$

$$\sum_{i=1}^k w_i = 1, x \in x_j$$

## 2 遗传算法的设计

### 2.1 编码方法

编码是指把所求问题的解转换成计算机程序可以执行的基因操作码。由于 Job-Shop 要考虑多种约束,所以对染色体的编码表示提出了较高的要求。目前已经提出了基于工序、工件、优先表、工件对关系、机器分配、优先规则等编码方法<sup>[5]</sup>。考虑到在多目标柔性 Job-Shop 中机器的约束,受自然界大多数动植物的基因型都是一对染色体组成的启发,文中采用基于工序顺序的实数编码与机器分配实数编码,并将这两种编码组合成一对染色体,通过分析这对染色体就可以得到柔性工作车间调度问题的一个可行解。这里基于工序顺序的实数编码的染色体有  $\sum_{j=1}^n n_j$  个基因,染色体基因的顺序决定了工序调度的顺序;基于机器分配实数编码的染色体有  $\sum_{i=1}^m n_i$  个基因,每个染色体基因表示各道工序加工时的机器号。

### 2.2 适应度函数

多目标优化适应度赋值与单目标优化情况下的操作机制原理和方式有着重要的区别。单目标优化中的目标函数常与适应度函数相同,但多目标问题中的适应度赋值和选择必须考虑几个子目标。根据文献[6]知,均匀设计方法可以提高多目标进化搜索方向以提高最终非劣解集前沿的分布均匀性。这里假设  $k$  个子目标函数  $f_i(x)$  合成  $m$  个适应度函数  $F_i$ , 使  $F_i$  具备空间指向的均匀性。通过文献[6]得  $m$  个归一化适宜度函数:

$$F_i = \frac{f_i(x)}{f_{\max}} \sum_{j=1}^k U_{i,j} / \sum_{j=1}^k U_{i,j} \quad (2)$$

$$f_{\max} = \max(|f_i(y)|)$$

这里  $i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, k, U_{i,j}$  为  $i$  因数  $k$  水平的均匀矩阵。

### 2.3 遗传操作

#### 2.3.1 选择

选择算子的任务是从较差个体中逐渐选出优良个体解。多目标遗传算法与单目标算法最大的不同点在前者具有多个适应度函数,采用多目标选择机制。文中将群体划分成  $m$  个子种群,一个子种群分配一个目标函数,对于每个子种群设群体的大小为  $n$ , 个体的适应度为  $f_i$ , 则个体  $i$  被选择的概率为:  $P_{si} = f_i / \sum_{j=1}^n f_j$ 。

第二步用轮盘赌选择法进行选择。为了选择交配个体,需要进行多轮选择,每一轮产生一个均匀随机数,将该随机数作为备选个体。再将所有新生成的子种群合并为一个完整的群体进行交叉和变异操作,为了解决随机因数导致优化过程中优秀个体丢失的问题,将合并后的种群计算适应度值,把本次搜索的最好非劣解拷贝到优势档案群中。同时将优势档案群中的劣解删去。

#### 2.3.2 交叉与变异

遗传算法中的交叉算子使每一代的各个个体按一定的交叉概率交换部分基因,产生新的基因组合。但在进行交叉操作时可能会造成近亲繁殖现象,即一对父代基因链上的基因完全相同或仅有几个基因不同,这样无论交叉点选择在何处,交叉结果都是相同。生物学上为解决这一问题采用远缘杂交,受这一启发在选择过程采用并列选择方法,保持了种群的多样性。根据文中的编码方式采用了双染色体方法,设  $A^*$  为基于工序编码,  $B^*$  为基于机器编码。如图 1, 在进行染色体分离时,分别对父本基因链进行转录复制,复制后的为保持父本的特性不参加交叉操作,以便在基因重组过程中获得优秀的个体基因,通过基因重组后的对染色体,选取两对最优的个体。变异操作采取互换变异,对于基于工序顺序编码的染色体,可以随机选择一条基因链上的某一位,将其基因与相邻的基因互换。

### 2.4 遗传参数的自适应调整

交叉概率  $P_c$  与变异概率  $P_m$  对 GA 性能影响很大,最佳取值应根据具体应用、当前种群分布、遗传进度来进行调整<sup>[4]</sup>,  $P_c, P_m$  分别跟随种群多样性进行正向、反向调整,调整如下:

$$P_{ct} = \frac{P_c \cdot e^{-a_1 t / \text{GEN}} (f_{\max} - f_{\min})}{f_{\max} - f_{\min} + b_1 f_{\text{avg}}} \quad (3)$$

$$P_{mt} = \frac{P_m \cdot e^{-a_2 t / \text{GEN}} (f_{\max} - f_{\min})}{f_{\max} - f_{\min} + b_2 f_{\text{avg}}}$$

在具体实验中,由于采用了双染色体编码,所以交叉概率与变异概率为  $P_{ct}/2, P_{mt}/2$ 。

### 2.5 终止条件

首先设定一个最大的迭代次数 GEN,如果在最大迭代次数内连续若干代以后染色体的适应度没有明显

改进,即染色体的前后两次适应度差值小于 0.005 时,该算法终止;如果若干代以后染色体的适应度虽然有改进但是达到了最大迭代次数 GEN,该算法强行终止。

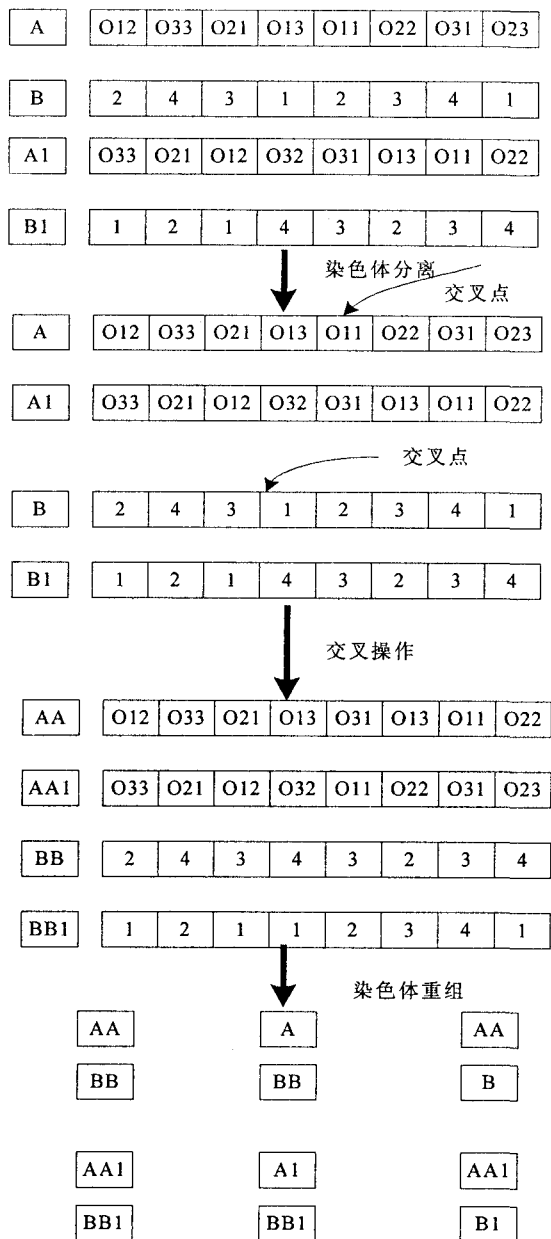


图1 遗传算法的交叉算子

## 2.6 算法过程

文中提出的遗传算法如下:

(1) 初始化控制调节参数:子种群的个数  $m$  (设计 3 个子目标优化,故设  $m = 3$ ),子种群的规模  $n$ ,进化代数 GEN,优势档案群 N\_MEMO\_PARETO,交叉概率  $P_c$ ,变异概率  $P_m$ ,各种适应度调节参数。

(2)  $t = 0$ ,产生  $m \times n$  个初始种群 PALL 和优势档案群 N\_MEMO\_PARETO = NULL。

(3) 将 PALL 划分成  $m$  个子种群。

(4) 计算出  $m$  个适应度函数。

(5) 分别在  $P_i(t)$ , ( $i = 1, 2, \dots, m$ ) 中针对  $F_i$ , ( $i = 1, 2, \dots, m$ ) 函数使用赌轮方法选择出较高适应度个体,并独立形成新的子群体,合并到 PALL。

(6) 计算适应度值,把本次搜索的最好非劣解拷贝到 N\_MEMO\_PARETO 中。

(7) 将 N\_MEMO\_PARETO 中的劣解删去(第一次拷贝结果不含劣解)。

(8) PALL 中执行交叉和变异操作,生成群体 PALL( $t + 1$ )。

(9) 终止条件判定:满足转(10),否则转(3)。

(10) 输出结果。

## 3 实验仿真及结果

为了验证文中提出的改进的遗传算法在多目标柔性 Job-Shop 调度中应用效果,选择进化代数作为终止条件。分别对 JSSP 调度中的  $8 \times 8$  进行仿真实验。具体如下:

(1) 实验环境。硬件:AMD Athlon(tm) XP 2200 + 1.8GHz,内存 512MB;操作系统:Windows XP SP2;编程语言:C++。

(2) 基本参数设置。群体规模大小  $N = 3 \times 40$ ,优势档案群 N\_MEMO\_PARETO = 40,进化代数 GEN = 50,交叉概率  $P_c = 0.8$ ,变异概率  $P_m = 0.2$ 。各工件加工完成时间见表 1。算法运行后得到一组近似 Pareto 最优解,从这组解中挑选一个具有代表的解与传统的 GA 比较,见表 2。

表1 各工件的加工完成时间(单位:秒)

工件	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7	Q8
完成时间	8	10	14	8	14	13	15	15

表2 实验结果比较(单位:秒)

	最好结果		平均结果	
	SGA	文中算法	SGA	文中算法
制造周期	16	15	17	16
机器总负载	77	75	81	77
关键机负载	13	12	14	13

## 4 结束语

针对多目标柔性 Job-Shop 调度问题提出双染色体来进行编码,通过染色体分离、交叉操作、基因重组得到更多优秀的个体,采用多种群的方法,增加子代种群的多样性。为了防止优秀个体在交叉变异过程中遭到破坏,采用优势档案群来保存当前代的 Pareto 最优解。实验证明了文中算法在多目标柔性 Job-Shop 调

(下转第 223 页)

## 基于数据挖掘的教学辅助系统

您的得分为: 59

退出

您的薄弱知识点为:

- |              |    |
|--------------|----|
| 1: 二叉树的遍历    | 学习 |
| 2: 无向图的邻接表表示 | 学习 |
| 3: 快速排序      | 学习 |
| 4: 最小生成树     | 学习 |

另外您还应该在 循环链表, 图的深度先搜索 加强学习

图3 练习反馈界面

本系统还具有查询功能,可以根据不同的条件从试题库、考试情况记录表或学习记录表中查询相关内容。图4是查询《数据结构》课程试题库结果。

基于数据挖掘的教学辅助系统

查询条件:

课程名:  与 ☐ 或 ☐

专业:  班级:  与 ☐ 或 ☐

学生姓名:  教师姓名:  与 ☐ 或 ☐

☒ 试题库 ☐ 考试记录 ☐ 练习记录

结果:

序号	试题	答案	知识点	题型
1	栈是限定在( )处插入或删除操作的线性表	栈	一维数组	1
2	一维数组的基址地址loc[0]=1000, 元1008	一维数组	完全二叉	1
3	在具有N个结点的完全二叉树中, 结点42	完全二叉	二叉树的	1
4	具有n个结点的二叉树的链式表示中有(n-1)	二叉树的	冒泡排序	1
5	用冒泡排序的方法对n个数进行排序, 1	冒泡排序	快速排序	1
6	快速排序的方法要求被排的数据( )不必须是顺序	快速排序	无向图的	1
7	有N个无向图的邻接矩阵是用( )数组N行N列	无向图的	二叉树的	1
8	已知二叉树的遍历顺序和中序遍历, 唯一确定一棵二叉树	二叉树的	线性链表	1
9	指针P指向线性链表的第i个元素的条件是( L.next=P	线性链表	直接插入	1
10	直接插入排序的方法是( )个元素2	直接插入	列表, 动	1
11	列表是动态链表, ( )属于列表, 二叉排序树	列表, 动	排序方法	1
12	稳定的排序方法是( )的排序中, 关键字(保持不	排序方法		

退出

图4 知识点查询界面

实践测试也表明,建立词典库后,通过知识点发现及其歧义消除算法,能较准确地发现相关知识点,帮助学习者找到薄弱的需要再学习的知识点;当学习某个章节时,由于词典的专有性,发现的知识点未见歧义;学习者还能够查询包含相关知识点的试题、课件、章节,进行系统的学习。使用该系统,使学习者有了一个智能化的学习平台,提高了学习者的学习效率,相比于课堂教学具有个性化、实时性的优点。

(上接第219页)

度问题中的有效性。

## 参考文献:

- [1] Holland J. Adaptation in Natural and Artificial System[M]. Ann Arbor, MI: University of Michigan Press, 1975: 21 - 24.
- [2] 王小平, 曹立明. 遗传算法 - 理论、应用与软件实现[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002: 68 - 79.
- [3] 邓莉, 鲁瑞华. 一种改进的抑制早熟收敛的模糊遗传算

## 4 结束语

知识点的发现是使用中文的计算机辅助教学系统向智能辅助教学系统发展的关键点之一。针对如何从试题、教材、课件中找出其对应知识点,提出了自建词典的知识点发现算法,以解决智能教学系统中知识点的提取,并通过消除歧义使分词的召回率、精确率都有进一步的提高。在使用歧义消除算法时,由于一般的分词算法是把一段文本中的所有词都分割出来然后给所有的词进行歧义消除,而本算法仅对其中的知识点名词进行歧义消除,通常知识点名词只占文本中词数比例的极小部分。由此可见,在本系统使用中用本算法分词有着可比的优越性。实验表明该算法能够基本满足系统发现知识点的要求,因而本算法具有一定的合理性和使用价值。但是文中歧义库如何建立、使用歧义消除算法对分词效率的影响尚未讨论,这将是后继工作。进一步,还将通过数据关联规则挖掘知识点之间的相关性和学习效果分析,对有教师指导的课程进行教学分析。

## 参考文献:

- [1] 李振星, 徐泽平, 唐卫清. 全二分最大匹配快速分词算法[J]. 计算机工程与应用, 2002, 38(11): 106 - 109.
- [2] 朱巧明, 李培峰. 中文信息处理技术教程[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005: 183 - 184.
- [3] IEEE P1484. 1/D8, 2001 - 04 - 06 Draft Standard for Learning Technology - Learning Technology Systems Architecture (LTSA)[S]. 2001.
- [4] 张滨, 晏蒲柳, 李文翔, 等. 基于汉语句模的中文分词算法[J]. 计算机工程, 2004(1): 134 - 135.
- [5] 许高建, 胡学钢, 王庆人. 文本挖掘中的中文分词算法研究及实现[J]. 计算机技术与发展, 2007, 17(12): 124 - 127.
- [6] 朱小娟, 陈特放. 基于 SVM 的词频统计中文分词研究[J]. 微计算机信息, 2007, 23(10 - 3): 205 - 207.
- [7] 李跃民, 王浩, 赵生慧. 有词典中文分词算法研究[J]. 滁州学院学报, 2008, 10(3): 22 - 25.

法[J]. 计算机科学, 2007, 34(11): 150 - 153.

- [4] 崔逊学. 多目标进化算法及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2006.
- [5] Cheng R, Gen M, Tsujimura Y. A tutorial survey of job - Shop scheduling problems using genetic algorithms, Part I: representation [J]. Computers & Industrial Engineering, 1996, 30(4): 983 - 997.
- [6] 谷峰, 陈华平, 卢冰原. 基于均匀设计的多目标遗传算法在柔性生产车间调度中的应用[J]. 系统工程理论方法应用, 2006, 15(6): 548 - 551.