广义p-中位模型的遗传算法*

赵 伟　韩文秀　　罗永泰
(天津大学系统工程研究所 300072)　(天津财经学院企管系)

摘 要 针对制造业成组技术中采用的广义 p-中位模型, 设计了适当的遗传算法。实验结果表明, 该算法能在较短时间内给出这类NP完备问题的满意解。

关键词 成组技术, 广义 p-中位模型, 遗传算法
分类号 F 406.2

A Genetic Algorithm for the Generalized p-median Model

Zhao Wei, Han Wenxiu　　Luo Yongtai
(Tianjin University)　(Tianjin Academy of Finance & Economics)

Abstract The problem of the generalized p-median model which is used in group technology is proposed and solved with genetic algorithm. The results indicate that the proposed algorithm can quickly obtain the satisfactory solutions of this type of NP-complete problems.

Key words group technology, generalized p-median model, genetic algorithm

1 引　　言

市场竞争的日益激烈以及制造技术和计算机技术的迅速发展, 使得制造业的自动化程度越来越高。目前, 许多企业已采用了FMS、CMS等技术, 并开始采用"多品种、小批量"的生产方式。先进技术的使用也向产品、工艺及系统的设计者和管理人员提出了新的挑战。

针对顾客对产品多样化的要求, 以及由此带来的生产成本的升高, 许多企业采用了成组技术(Group Technology—GT)。GT就是利用零件工艺及生产上的相似性, 将相似的零件聚为一类, 以减少工艺及生产的复杂性, 缩短交货期。将GT分别与CAD, CAM和MIS相结合, 可以大大提高产品设计与生产管理的效率。

文献[1]针对GT问题建立了 p-中位模型, 但模型中限制每个零件的加工工艺只有一种。而在CMS或FMS中加工的零件, 为了提高生产的柔性, 常常需要设计一个基本的工艺计划和若干个可替代的工艺计划。另外, GT问题是NP完备的, 其求解所需时间随问题规模的增长而指数增长, 用常规算法很难求得其最优解, 因此人们设计了许多启发式算法[2, 3]。文献[4]采用遗传算法求解 p-中位模型, 取得了一定的效果。但其编码长度为零件数的平方, 随着零件数的增加, 编码长度过长, 致使算法的计算复杂性增加, 收敛性较差。

针对上述问题, 根据文献[1]提出的广义 p-中位模型, 本文设计了适当的遗传算子, 有效地解决了GT问题。

2 问题描述

广义 p-中位模型是在 p-中位模型的基础上, 允许每个零件有一个以上的加工工艺可供选择, 广义 p-中位模型描述如下[1]

$$\min \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} d_{ij}x_{ij} + \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} c_j x_{ij} \tag{1}$$

$$\text{s.t.} \sum_{i\in F_k}\sum_{j=1}^{n} x_{ij} = 1, \quad k = 1, 2, \cdots, L \tag{2}$$

$$\sum_{j=1}^{n} x_{jj} = p, \quad j = 1, 2, \cdots, n \tag{3}$$

$$x_{ij} \leq x_{jj}, \quad i, j = 1, 2, \cdots, n \tag{4}$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\}, \quad i, j = 1, 2, \cdots, n \tag{5}$$

* 国家自然科学基金项目(79570047)
1998-09-15收稿, 1998-12-10修回

其中, n 为工艺计划总数, L 为零件数, p 为所需的零件族数, c_j 为工艺计划 j 的生产成本, F_k 为零件 k ($k=1,2,\cdots,L$) 的工艺计划集, $\left|\bigcup_{k=1}^{L}F_k\right|=n$, d_{ij} 为工艺计划 i 和 j 之间的 Hamming 距离度量, 即

$$d_{ij}=\begin{cases}0, & i=j\\ \infty, & i\in F_k,\ j\in F_k\\ \sum\limits_{k=1}^{m}\delta(a_{ik},a_{jk}), & \text{otherwise}\end{cases}\qquad(6)$$

其中 m 为机床数, x_{ij} 为决策变量, 若零件 i 属于以零件 j 为中心的零件族, 则 $x_{ij}=1$; 否则, $x_{ij}=0$。

目标函数(1) 是使选择的工艺计划之间的距离总和与生产成本总和最小; 约束条件(2) 可保证对每个零件只能选择一个工艺计划, 且只能属于一个零件族; 式(3) 规定了所需的零件族数; 式(4) 保证只有在零件族 j 形成后, 零件 i 才属于该零件族; 式(5) 为变量的 0, 1 约束。

3　广义 p- 中位模型的遗传算法

遗传算法用于求解许多组合优化问题都取得了良好的效果[5-8]。针对广义 p- 中位模型, 本文设计的遗传算子如下:

3.1　染色体的编码与译码

编码与译码关系十分密切, 也是遗传算法中最重要的算子之一。设计适当的编码方案, 需要深入分析模型中各约束条件之间的关系。广义 p- 中位模型中, 一个零件允许有一个以上的加工工艺可供选择, 若采用传统的编码方案, 则易产生不可行解。因此, 本文设计了两段式编码机制, 编码长度为 $2L$ (L 为零件数)。具体形式为

$$(a_1,a_2,\cdots,a_L;\ b_1,b_2,\cdots,b_L)$$

其中 a_k, b_i($k,i=1,2,\cdots,L$) 的含义及产生方式如下:

令 $C_k=|F_k|$, 则 $a_k\in[0,C_k-1]$, 表示零件 k 选择的工艺计划, 这样就排除了同一零件的不同工艺计划出现在聚类结果中的情况; 同理, $b_i\in[1,p]$, 表示零件 i 所属的零件族。

例 1　有 3 个零件的聚类问题: 零件 1 有三个工艺计划可供选择, 其工艺编号为 1, 2, 3; 零件 2 有两个工艺计划可供选择, 其工艺编号为 4, 5; 零件 3 有两个工艺计划可供选择, 其工艺编号为 6, 7; 聚成两类。则遗传编码(201221) 的含义如下: 第 1 位数字 2 表示选择零件 1 的第三个工艺计划; 第 2 位数字 0 表示选择零件 2 的第一个工艺计划; 第 3 位数字 1 表示选择零件 3 的第二个工艺计划; 第 4 位数字 2 表示零件 1 属于零件族 2; 第 5 位数字 2 表示零件 2 属于零件族 2; 第 6 位数字 1 表示零件 3 属于零件族 1。

译码过程与编码过程相对应, 仍采用两段式译码, 由以下三步完成:

1) 对于染色体($a_1,a_2,\cdots,a_L;b_1,b_2,\cdots,b_L$) 中的每一个 a_k, 译出与 a_k($k=1,2,\cdots,L$) 相对应的零件 k 所选择的工艺计划, 并记下其工艺编号。所有零件的工艺编号就构成了工艺计划向量, 记为($q_1,q_2,\cdots,q_L$)。

2) 对于 b_i($i=1,2,\cdots,L$), 以 1 为步长, 从 $t=1$ 到 p 反复进行如下操作: 从左到右扫描 b_i, 记下第一个值为 t 的元素 b_m, 并找出 a_m 相应的工艺编号 q_m, 令 $x_{q_mq_m}=1$; 然后找出其余的值为 t 的元素 b_n, 同样找出 a_n 相应的工艺编号 q_n, 令 $x_{q_nq_m}=1$。

3) 令其余的 x_{ij} 值为 0, 并将所有的 x_{ij} 代入(1) 式, 即可得到相应的目标函数值。

这样的编码与译码操作既简洁又易于实现, 并能满足所有的约束条件。

对于例 1 所示的遗传编码(201221), 首先按上述步骤译出 a_k 对应的工艺编号: 第 1 位数字 2 表示选择零件 1 的第三个工艺计划, 其工艺编号为 3; 第 2 位数字 0 表示选择零件 2 的第一个工艺计划, 其工艺编号为 4; 第 3 位数字 1 表示选择零件 3 的第二个工艺计划, 其工艺编号为 7。这样就得到了零件的工艺计划向量为(3, 4, 7)。然后对 b_i 找出第一个值为 1 的元素 b_3, 对应于 a_3 的工艺计划编号为 7; 令 $x_{77}=1$。类似地, 可得到 $x_{43}=1$, $x_{33}=1$; 令其余的 $x_{ij}=0$。将所有的 x_{ij} 代入(1) 式, 即可求出相应的目标函数值。

3.2　适应度函数、选择交叉与变异算子

适应度函数采用 $f=C-f'$ 的形式。其中

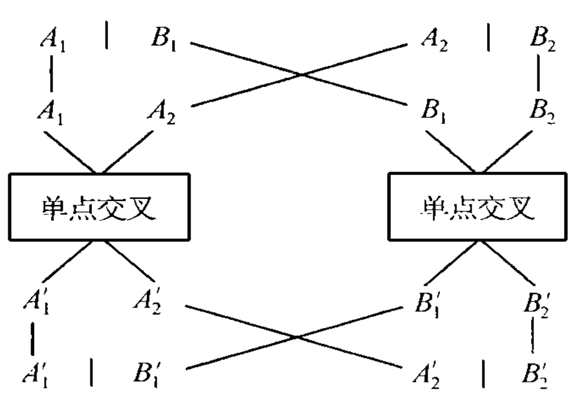

图 1　交叉算子

表 1 实 验 结 果

零件数	机器数	工艺数	族数	群体大小	交叉概率	变异概率	最大代数	最优值	实验最好结果	实验最差结果	实验结果均值	K-均值法结果均值
5	4	11	2	30	0.7	0,02	300	6	6	8	7.3	7.6
6	3	13	2	30	0.7	0.02	300	10.3	10.3	14.4	12.4	12.5
8	6	19	3	30	0.7	0.02	300	13.7	13.7	15.5	14.17	14.4

$$C = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} d_{ij} + \sum_{j=1}^{n} c_j \tag{7}$$

f'为原问题的目标函数值。这样就把求最小化问题转化为求最大化问题。

选择算子采用赌轮盘策略。对于选择配对的两个染色体的 a, b 两部分, 分别进行单点交叉, 以保证解的可行性, 如图 1 所示。

变异算子采用均匀单点变异算子。

4 实验结果分析

上述算法已在 IBM PC/586/166MHz 上用 C 语言实现。对于零件数、机器数、加工工艺数、族数的不同组合[1], 运行算法 20 次, 并与 K-均值算法进行比较, 所得结果列于表 1。

算法运行每次大约需要 1min。从运算结果看, 算法的平均性能令人满意。另外, 随着零件数的增多以及工艺路线的柔性, 原问题可能存在多重最优解。而遗传算法能在一次运行中得到多种较优的聚类结果 (即实验结果中适应度函数值相等的不同染色体), 以供决策者参考。

5 结 语

本文运用遗传算法求解广义 p-中位模型。运算结果表明, 遗传算法能在较短时间内得到满意解。应该指出的是: 广义 p-中位模型中零件的族数是人为给定的, 在实际中人们往往并不知道 p 的确切值。如何在族数未知的情况下设计适当的算法, 以求得较好的聚类效果, 是值得进一步研究的问题。

参 考 文 献

1 安德鲁 库夏克著. 杨静宇, 陆际联译. 智能制造系统. 北京. 清华大学出版社, 1993

2 Stuart Jay Deutsch, Susan F Freeman, Mary Helander. Manufacturing cell formation using an improved p-median model. Computers & Industrial Engineering, 1998, 34(1): 135_146

3 Gursel A Suer, Angel A Cedeno. A configuration-based clustering algorithm for family formation. Computers & Industrial Engineering, 1996, 31(1): 147_150

4 唐立新, 杨自厚, 王梦光. 成组技术中的 p-中位模型的遗传算法. 控制与决策, 1996, 11(5): 561—564

5 J H Holland. Genetic algorithm. Scientific American, 1992, 4: 44_50

6 De Jong K A. Learning with genetic algorithm: An overview. Machine Learning, 1988, 3: 121_138

7 Gupta M C. Minimizing flow time variance in a single machine system using genetic algorithms. European J of Operation Research, 1993, 70: 289-303

8 Biegel J E, Davern J J. Genetic algorithm and job shop scheduling. Computers & Industrial Engineering, 1990, 19: 81_91

作 者 简 介

赵 伟 男, 1971 年生。天津大学系统工程研究所博士生。研究方向为生产系统的建模与优化。

韩文秀 女, 1938 年生。天津大学系统工程研究所教授, 博士生导师。研究方向为复合系统的协调与优化, 人才预测等。

罗永泰 男, 1946 年生。天津财经学院企管系教授。研究方向为企业再造, 预测理论与方法等。