(4)

第1卷第4期
1998年12月

管 理 科 学 学 报
JOURNAL OF MANAGEMENT SCIENCES IN CHINA

Vol. 1 No. 4
Dec. 1998

一类 Flow Shop 排序问题的混合遗传算法[①]

20-25

周国华[②] 武振业

(西南交通大学经济管理学院)

O223

【摘要】描述了在平行顺序移动方式下 Flow Shop 排序问题的数学模型,构造了求解该问题的混合遗传算法.用计算机模拟计算的结果表明,该算法对解决这类 Flow Shop 排序问题是有效的.

关键词:Flow Shop 排序,混合遗传算法,组合优化,模拟退火

排序问题

分类号:TB11,O233

0 引 言

Flow Shop 排序问题可简化地描述为:n 个工件均按同样的工艺顺序经过 m 个机床的工件排序问题,其主要目标之一是寻找使全部工件最大完工时间(Makespan)为最小的工件顺序.最初,人们致力于求解 Flow Shop 排序问题的最优解,提出了诸如混合线性整数规划、分支定界法等精确算法,但这些方法对大规模问题却无法计算,因为 Flow Shop 问题属于 NP- 完备类问题[1].为了解决实际问题,人们提出了各种启发式算法,如 CDS、NEH、Gupta、SPIRIT、IMS 等[2,3],这些算法求解工作量虽小,但在问题规模较大时,求解结果并不理想.

近年来人们在研究 Flow Shop 排序问题时,较多地研究了平行移动方式下的最优工件排序,并取得了一些成果[4,5],但忽视了不同的工件移动方式对生产实际和投产顺序的影响.事实上平行移动方式下尽管有最短的生产周期,但它造成的机床上工件的间断加工是不受欢迎的.从平行移动方式改为平行顺序移动方式,工件的投产顺序就会不同,生产周期也会有所延长,但也消除了机床上工件的间断加工现象.本文所探讨的正是平行顺序移动方式下工件排序的混合遗传优化算法.大量计算机模拟的结果表明,用该方法求解 Flow Shop 排序问题是可行的,也是有效的.

1 平行顺序移动方式下 Flow Shop 排序问题的数学描述

这里对这类 Flow Shop 排序问题作如下假定:每个工件在任一机床上只加工一次;同一时间内每个机床仅能加工一个工件;同一时间内每个工件只能在一个机床上加工;工件加工不能抢先;所有工件同时到达,且到达时间为零;各项作业时间与工件顺序无关,且包括准备时间;所有机床均不相同,且互相独立无关;各工件在同一机床上的轮换加工无时间间隔.

对研究的问题所涉及的字符含义作如下定义:

n—— 零件数

---

① 国家自然科学基金资助项目(79470072).

② 周国华:在职博士生,副教授.研究方向:管理系统优化、企业管理方法、系统模拟及决策支持系统等.通讯地址:西南交通大学经济管理学院.邮编:610031.E-mail:gzhou@126.com.

本文1998年5月25日收到.

m—— 机床数

$t(J_i,j)$—— 工件 J_i 在机床 j 上的加工时间

S——Flow Shop 排序问题的可行解集,有 $S=\{J_1,J_2,\cdots,J_n\}$

J_k—— 可行解集 S 中的第 k 个工件

$T(j)$—— 在机床 j 上第 1 个工件的开工时间,当 $j=1$ 时,令 $T(1)=0$

$C(J_i,j)$—— 工件 J_i 在机床 j 上的完工时间

$C_{\max}$——n 个工件在 m 个机床上的最大完工时间 Makespan

在平行顺序移动方式 PO(n,m) 下,在机床 j 上第 1 个工件的开工时间为

$$T(j)=T(j-1)+\max\{E_{1j},E_{2j},\cdots,E_{ij},\cdots,E_{nj}\}\quad j=2,3,\cdots,m \tag{1}$$

式(1)中

$$E_{ij}=\sum_{k=1}^{i}t(J_k,j-1)-\sum_{k=1}^{i-1}t(J_k,j)\qquad i=1,2,\cdots,n\quad 1\leqslant k\leqslant n \tag{2}$$

式(2)中 $i=1$ 时,后项为 0.

则工件 J_i 在机床 j 上的完工时间为

$$C(J_i,j)=T(j)+\sum_{k=1}^{i}t(J_k,j)\quad i=2,3,\cdots,n\quad j=2,3,\cdots,m\quad 1\leqslant k\leqslant n \tag{3}$$

当工件 J_n 在机床 m 上完工时,式(3)即为全部工件的完工时间,有

$$C_{\max}=C(J_n,m)=T(m)+\sum_{k=1}^{n}t(J_k,m) \tag{4}$$

因为 n 个零件在第 m 个机床上的连续加工时间 $\sum_{k=1}^{n}t(J_k,m)$ 是确定的,当式(4)作为目标函数 $f(J_1,J_2,\cdots,J_n)$ 时,式(4)中的 $\sum_{k=1}^{n}t(J_k,m)$ 可不予考虑,即在平行顺序移动方式 $p(n,m)$ 下 Flow Shop 排序问题的数学模型为

$$\min\quad f(J_1,J_2,\cdots,J_n)=T(m) \tag{5}$$
$$\text{s.t.}\quad (J_1,J_2,\cdots,J_n)\in S$$

2　混合遗传算法的思想

遗传算法(genetic algorithm)属于概率搜索技术,是对进化过程的模拟.其基本思想是基于 Darwin 的进化论和 Mendel 的遗传学说,通过遗传基因代码,利用复制、杂交和变异三种算子,在种群中全局寻优,具有搜索能力强的优势.

自从 70 年代 Holland 提出遗传算法以来,该方法已得到了广泛的应用[6].遗传算法的典型应用有:函数优化、旅行商问题、模式识别、VLSI 电路布置设计问题、煤气管道问题、生产系统中的实时控制问题、图着色问题、人工神经网络优化问题以及调度问题等.在这些应用中,遗传算法都表现出获得优化解的强劲能力和良好的应用前景.在生产调度领域,1985 年 Davis 最先应用遗传算法作了开创性研究[7],之后不少人展开了进一步研究[4,5,7,8].

传统遗传算法采用的二进制表示法几乎可以对任何问题进行编码,而且遗传算子不包含关于搜索区域的任何知识,算法也表现出较高的稳健性.但对 Flow Shop 这样有序的组合优化问题而言,用二进制编码既不直观也增加了编码与译码的时间与难度,同时也不能利用领域原有算法处理问题的优势,因而它并不总是最成功的优化算法.本文采取混合策略,即把遗传算法与原有算法有效结合起来,使混合遗传算法(hybrid genetic algorithm,HGA)在性能上超过遗传算法和原有算法.

混合策略为:(1) 采用原有算法的编码,即有序表示的自然数编码方法,保证算法应用的方便与简洁.(2) 把原有算法中的快速算法产生的解添加到遗传算法的初始种群中,提高初始种群的质量.(3) 把模拟退火(simulated annealing)中的退火过程与种群进化过程结合起来,防止算法过早收敛.

设 Flow Shop 排序问题(S,f)为在可行解集 S 中找出一个使目标函数 f 达到最小的优化解 $S_i^{OPT} \in S$,则求解 Flow Shop 排序问题的混合遗传算法的思想可描述如下:

Step 1 初始化遗传算法的参数;

Step 2 用传统快速算法和随机方法生成初始种群 $S(0)$;

Step 3 用遗传算法生成 N 个解(N 为种群规模);

Step 4 对 N 个解按如下程序退火:

(a) 初始化模拟退火参数;

(b) 用模拟退火法改进上述解后组成新种群,并返给遗传算法;

Step 5 重复 3 和 4 步.

3 求解 Flow Shop 排序问题的混合遗传算法的实现

3.1 染色体的表示方法

设 $X = (J_1, J_2, \cdots, J_n)$ 表示一条染色体. $(J_1, J_2, \cdots, J_n)$ 为 n 个工件的一种排列, J_i 用自然数顺序编码,即任何 $J_i \in [J_1, J_n]$, J_i 为正整数. 若 $J_n = 8$,则某一排列个体(染色体)可为

7 3 8 6 2 1 4 5

3.2 初始种群的构成与种群规模 N 的确定

首先用 JIB 启发算法[9] 形成一个排列个体,然后用 CDS 启发算法[10] 生成 $(m-1)$ 个排列个体. 若 $N < m$,则淘汰 $(m-M)$ 个适应值差的排列个体;若 $N > m$,则再随机生成 $(N-m)$ 个排列个体加入到种群中.

种群规模 N 影响着遗传算法的有效性,N 较小时,由于采样点少,易早收敛,解的质量差;N 太大时,会增加计算量,使收敛时间增长. 这里,种群规模 N 经实验选定 $N = 50$.

3.3 适应值函数

取目标函数 $f(J_1, J_2, \cdots, J_n)$ 表示适应值函数 F,即

$$F = f(J_1, J_2, \cdots, J_n) = T(m)$$

设 $S(t)$ 为第 t 代的种群, $s_k(t)$ 为种群 $S(t)$ 中的第 k 个排列个体,则第 t 代种群中第 k 个排列个体的适应值可表示为 $F(s_k(t))$. 并按 $F(s_k(t))$ 大小升序排序.

3.4 杂交算子及父代个体的选择

典型的杂交算子有部分映射杂交(PMX)算子、基于次序的杂交算子、基于位置的杂交算子和循环杂交(CX)算子等. PMX 算子常有较好的效果[8],有两个父代个体 A、B,PMX 算子的操作程序如下:

A 7 3 <u>8 6 2</u> 1 4 5

B 1 2 <u>3 4 5</u> 6 7 8

在父代个体上随机选取一段,用该段内元的对应对来定义一系列的交换. 例中的对应对是 8:3、6:4 和 2:5,部分映射杂交后的子代个体 A′、B′ 为:

A′ 7 8 <u>3 4 5</u> 1 6 2

B′ 1 5 <u>8 6 2</u> 4 7 3

父代个体的选择概率 P_c 控制着父代种群中个体的杂交频率,为使父代种群中的优良个体有更多的杂交机会,让种群中第 r 个个体的选择概率 $P_c(r)$ 按下式计算[5]

$$P_c(r) = \frac{2(N-r+1)}{N(N+1)} \qquad r = 1,2,\cdots,N$$

这样，有 $P_c(1) > P_c(2) > \cdots > P_c(r) \cdots > P_c(N)$，$P_c(r)$ 为一个递减等差数列. 这是对传统遗传算法均等杂交概率的一个改进，由于 Makespan 越小的个体有越高的杂交机会，因而提高了杂交后产生更好子代个体的可能性. 这种做法体现了在算法中包含的两条启发式信息：第一，若一个解是最优的，则它的某一部分也是最优的；第二，最优解的附近存在着一系列的近似最优解. 下述模拟退火过程也反映了这一思想.

3.5　模拟退火过程

Step 1　从种群中选择的一个解 x，并按文献[11]确定 c_k 的初始值.

Step 2　用子排列移位算子操作生成一个邻近解 y. 其操作示意如下：

$$\begin{matrix} 7 & \underline{8} & \overline{3} & \overline{4} & \overline{5} & \overline{1} & \overline{6} & 2 \\ 7 & \underline{5} & \underline{1} & 6 & 8 & 3 & 4 & 2 \end{matrix}$$

这里，模拟退火过程中的子排列移位算子替代了遗传算法中的变异算子所发挥的作用，本质上它也是一种典型的变异算子.

Step 3　计算解 x 转变为邻近解 y 的可接受判据为[11]

$$p(x \to y) = \min\left\{1, \exp\left(-\frac{f(y)-f(x)}{c_k}\right)\right\} \quad k = 1,2,\cdots,K$$

式中 c_k 为第 k 次迭代的温度控制参数，K 是模拟退火过程结束的迭代次数. K 不应选得太大，否则会花费较多时间. 一般地，K 的取值可视问题规模而定，问题规模越大，K 越大.

若 $p(x \to y) > \lambda$（λ 为[0,1]区间上均匀分布随机数），则 $x = y$.

Step 4　若迭代过程稳定或迭代次数等于 K，则退火过程结束，输出优化解 x^{opt}；否则，计算退火过程中温度控制参数 c_k，转到 Step2. c_k 从一个大值逐步缩小，其计算式为

$$c_{k+1} = \frac{c_k}{1+\beta c_k} \quad k = 1,2,\cdots,K-1$$

式中 β 是正常数，β 值按文献[11]确定.

4　计算机模拟

前述混合遗传算法用 FORTRAN 77 语言编制了模拟程序，在平行顺序移动方式下以 Makespan 最小为目标函数，对规模 $(J_n, m) = (7,6)$，$(8,6)$ 和加工时间矩阵为 $T(J_n, m)$ 的实例的问题进行优化排序，结果如表 1.

$$T(J_i, j) = \begin{bmatrix} 10 & 20 & 5 & 30 & 15 & 7 \\ 15 & 8 & 12 & 10 & 20 & 11 \\ 20 & 7 & 9 & 5 & 12 & 22 \\ 14 & 6 & 15 & 10 & 9 & 18 \\ 6 & 11 & 5 & 15 & 18 & 20 \\ 13 & 7 & 17 & 10 & 14 & 8 \\ 9 & 13 & 21 & 6 & 10 & 11 \\ 5 & 14 & 7 & 21 & 9 & 10 \end{bmatrix}$$

表 1 本算法的优化结果

问题规模 (J_n, m)	样本数 $(n!)$	优化的排序	优化的 Makespan 值	用穷举法获得的最优值 f^{opt}
PO(7,6)	5040	3,5,2,7,1,4,6	172	172
PO(8,6)	40320	4,3,5,6,8,2,7,1　8,3,5,6,7,1,4,2 3,5,6,8,2,7,1,4　5,2,8,7,3,1,6,4 3,5,4,8,2,7,1,6　8,4,5,7,3,1,2,6	182	182

用穷举法找到的对应问题的最优目标值列于表 1 中. 用 HGA 法进行了 100 次计算机模拟，结果均找到了最优解.

传统遗传算法的初始种群一般由随机方法生成，为比较用启发式算法得出的解加入初始种群后对本算法的影响，在这两种情况下分别对 5 种规模的 50 个问题(每种规模随机生成 10 个问题)进行了计算. 结果发现：在初始种群中加入启发式解的情况下，有 44 个问题得到了更好的解；有 48 个问题的迭代次数减少，减少幅度在 2.3% 到 18.6% 不等.

尽管穷举法通过逐一穷举总能找到最优解，但由于 Flow Shop 排序问题属于 NP- 完备类，因而随着问题规模的扩大，计算量呈指数增长，用穷举法去求解实际上是不可能的. Dannenbring[12] 曾用 CDS 法对 1280 个 $n \leqslant 6, m \leqslant 10$ 的排序问题进行过测算，结果约有 55% 为最优解，但该算法简单、速度快，只需迭代 $(m-1)$ 次即可. 此外，为检查本算法的性能，计算了如下两个指标：最优率和空间搜索率. 本算法与 SA 法、GA 法的比较结果如表 2.

最优率 = 求得最优解的次数 / 总求解次数

空间搜索率 = 迭代搜索的解数目 / 样本总数

表 2 几种算法的成效比较

问题规模	最优率 %			空间搜索率 %		
(J_n, m)	GA 法	SA 法	HGA 法	GA 法	SA 法	HGA 法
PO(7,6)	100	100	100	7.93	12.54	4.46
PO(8,6)	100	100	100	1.36	2.67	0.37
PO(9,6)	98	94	100	0.17	0.33	0.12

从上表给出的计算机模拟结果可以看出，本算法的性能是令人满意的. 其中空间探索率随规模增大呈下降趋势，说明这种算法适于大规模问题的求解，是穷举法等精确求解算法无法比拟的.

为比较本算法与遗传算法获得优化解的能力，在本算法程序的结构、参数等基本不变的基础上，删除了模拟退火程序部分，形成了遗传算法模拟程序. 用这两个模拟程序对随机生成的 10 种较大规模的 Flow Shop 问题分别模拟计算，并用得到的 Makespan 值计算以下指标值

$$P = \frac{(\text{Makespan})_{\text{Best-GA}} - (\text{Makespan})_{\text{HGA}}}{(\text{Makespan})_{\text{Best-GA}}} \times 100\%$$

计算机模拟结果表明，10 个问题中有 9 个 P 值大于 0，说明本算法比传统遗传算法有更大的寻优能力.

5 结束语

本文研究了应用混合遗传算法求解平行顺序移动方式下 Flow Shop 排序问题的思路和有效性. 研究表明，在初始种群中加入原有快速算法产生的解后，提高了初始种群的质量，可减少进化代数；把模拟退火过程与种群进化过程结合起来后，遗传算法的早收敛现象得到了较好的遏制，解的质量有所提高. 研究还发现，本算法的有效性与算法中的各种参数有较大的相关性，这些参数如何选择与匹配，还待今

后进一步研究.

参考文献

1 Garey M R, Johosoo D S. Computers and Intractability: A Guide to the Theory of NP-Completeness. San Fraocisco: W. H. Freemao and Company, 1979

2 Tailland E. Some efficient heuristic methods for the flow shop-sequencing problem. European Journal of Operatioo Research, 1990; 47: 65～74

3 Widmer M, Hertz A. A oew heuristic method for the flow shop sequeocing problem. European Journal of Operation Research, 1989; 41: 186～193

4 Chen C L, Vempati V S, Aljaber N. An application of genetic algorithms for flow shop problems. Europeao Journal of Operatioo Research, 1995; 80: 389～396

5 周国华, 武振业. 求解 Flow Shop 排序问题的模拟进化法. 西南交通大学学报, 1997; 32(6): 672～676

6 Holland J H. Adaptatioo in natural and artificial system. Michigan University Press, 1975

7 Davis L. Job shop scheduling with geoetic algorithms. Proc. Int. Conf. On Genetic Algorithms aod Their Applications, 1985. 136～140

8 Cleveland G A, Smith S F. Using geoetic algorithms to schedule flow shop release. Proc. 3rd Int. Conf. On Genetic Algorithms Applications, 1989. 160～169

9 Rajeodran C, Chaudhuri D. Heuristic algorithms for cootinuous flow shop problem. Naval Res. Logist. Q. 1990; 37: 695～705

10 Campbell H G, Dudek R A, Smith M L. A heuristic algorithm for the n-job, m-machine sequencing problem. Management Science, 1970; 16: 630～637

11 Osman I H, Potts C N. Simulated aonealiog for permutation flow-shop scheduling. OMEGA, 1989; 17: 551～557

12 Danoenbring D G. Ao evaluation of flow-shop sequencing heuristics. Management Science, 1977; 23: 1174～1182

Hybrid Genetic Algorithm for Flow Shop Sequencing Problem

Zhou Guohua, Wu Zhenye

School of Economic & Management, Southwest Jiaotong University

Abstract This research describe the mathematics method for flow shop sequencing problem (FSP) at the parallel order remove mode, and construct hybrid genetic algorithm for this problem. On the basis of analyzing and simulating of examples, the result shows that the algorithm is efficient to solve these flow shop sequencing problem.

Keywords: flow shop sequencing, hybrid genetic algorithm, combinatorial optimization, simulated annealing