

QPSO 算法在生产调度中的研究与应用

张洪业¹, 曲朝阳¹, 王宇新²

ZHANG Hong-ye¹, QU Zhao-yang¹, WANG Yu-xin²

1.东北电力大学 计算机系, 吉林 132012

2.大连理工大学 计算机系, 辽宁 大连 116024

1.Department of Computer Science, Northeast Dianli University, Jilin 132012, China

2.Department of Computer Science, Dalian University of Technology, Dalian, Liaoning 116024, China

E-mail: yasmong@163.com

ZHANG Hong-ye, QU Zhao-yang, WANG Yu-xin. Study and application of QPSO algorithm on production scheduling. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(20): 208-210.

Abstract: The production status of some printing and dyeing corporation is researched and analyzed deeply. Based on that, quantum particle swarm optimization algorithm and particle swarm optimization algorithm are studied and compared. In order to let them apply to discrete shop scheduling problem, algorithms are modified and improved. At last, the improved QPSO algorithm is applied to production scheduling at printing and dyeing industries. Meanwhile, the dynamic generation of Gantt chart is implemented. The result of this paper can be applied to flow shop scheduling and job shop scheduling problem directly. So this paper is practical to use in reality.

Key words: Quantum Particle Swarm Optimization Algorithm(QPSO); production scheduling; Gantt chart

摘要:在对某印染企业的生产状况进行深入调研和分析的基础上,对微粒群算法及量子粒子群算法进行了对比研究,并根据实际情况对算法进行了部分改进,使之能适用于离散的生产调度问题。最后将量子粒子群算法应用到花布印染企业的生产调度中,对加工任务进行优化调度,并实现甘特图的动态生成。该结果可直接应用于企业车间调度中,具有一定的实际应用价值。

关键词:量子粒子群优化;生产调度;甘特图

DOI:10.3778/j.issn.1002-8331.2009.20.061 **文章编号:**1002-8331(2009)20-0208-03 **文献标识码:**A **中图分类号:**TP311

1 前言

在现代加工制造企业中,生产调度是指在接受经营部计划室的生产定单并确定其工艺路线后,根据工艺路线和决策支持子系统提供的相关知识编排生产计划,这一步主要目的是在宏观上掌控生产;然后对各个工作中心(或机台)下达生产调度单,进而完成相关资源的调度,这一步主要从微观上进行生产控制。

在实际的生产过程中,计划的编排对生产的指导具有举足轻重的作用。合理的计划能够充分利用资源,节约成本,提高生产效率,增加企业的利润。而在计划编排过程中,单独依靠计划人员的经验是远远不够的,因此利用高效的优化算法对生产调度进行辅助优化就显得至关重要。

在对前人的关于生产调度和智能算法研究成果的基础上,立足实际,着重用较新颖的量子粒子群优化算法解决花布印染企业的车间生产调度问题,最终取得了令人满意的效果。

2 粒子群优化算法

PSO 同遗传算法类似,是一种基于迭代的优化工具。该算

法将种群中每个个体看作是 n 维搜索空间中一个没有质量和体积的微粒,并且在搜索空间中以一定的速度飞行,同时该飞行速度由个体的飞行经验和群体飞行经验进行动态调整。设微粒群体规模为 n (n 大小的选择没有明确的公式依据,一般采用经验法。 n 值过大会增加算法计算的复杂性,反之达不到寻最优值的效果),其中每个微粒 i ($i=1, 2, \dots, n$) 在 n 维空间中的坐标位置可表示为 $x_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$;微粒 i 的速度定义为每次迭代中微粒移动的距离用 $v_i=(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})$ 表示; $p_{id}=(p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in})$ 表示当前微粒所经历的最好位置(即具有最好的适应值),其与当前微粒位置之差被用于该微粒的方向性随机运动设定; $p_{gd}=(p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gn})$ 表示群体中所有微粒经历过的最好位置,其与当前微粒的位置之差被用于改变当前微粒向全局最优值运动的增量分量; ω 为惯性权重, ω 取大值可使算法具有较强的全局搜索能力, ω 取小值则算法倾向于局部搜索; c_1 和 c_2 为加速常数,即学习因子,通常在 $[0, 2]$ 之间取值,一般取 2; $rand_1() \sim U(0, 1)$ 和 $rand_2() \sim U(0, 1)$ 为两个相互独立的随机函数。于是微粒 i 在第 d ($d=1, 2, \dots, n$) 维子空间中状态更新方

作者简介:张洪业(1979-),男,硕士,研究方向为软件工程,计算机安全;曲朝阳(1964-),男,教授,研究生导师,研究方向为计算机网络技术应用,软件工程;王宇新(1974-),男,博士,讲师,研究方向为软件工程,ERP 系统开发。

收稿日期:2008-04-21 **修回日期:**2009-02-13

程如下:

$$\begin{cases} v_{id} = \omega v_{id} + c_1 \text{rand}_1() (p_{id} - x_{id}) + c_2 \text{rand}_2() (p_{gd} - x_{id}) \\ x_{id} = x_{id} + v_{id} \end{cases} \quad (1)$$

第一个式子中的第一部分为微粒先前的速度; 第二部分为微粒的认知行为, 表示微粒本身的思考能力; 第三部分为微粒的社会行为, 表示粒子之间的信息共享与相互合作。其中参数 c_1 调节微粒飞向自身最优位置方向的步长, 参数 c_2 调节微粒飞向全局最优位置飞行的步长。 v_{id} 通常限定于一定的范围内, 即 $v_{id} \in [-v_{\max}, v_{\max}]$, v_{\max} 决定了微粒在解空间中的搜索精度, 如果太大, 微粒可能会飞过最优解; 如果太小, 微粒容易局部寻优而无法全局搜索。

3 量子粒子群优化算法

生物群体中个体的思维及运动非常复杂, 有很大的不确定性, 就像粒子有了量子行为。把量子理论应用于 PSO 算法就形成了一种改进的微粒群优化算法, 即量子粒子群优化(Quantum Particle Swarm Optimization, QPSO)算法。

QPSO 算法中的粒子按照下面三个公式更新位置信息:

$$mbest = \frac{\sum_{i=1}^M P_i}{M} = \left(\frac{\sum_{i=1}^M P_{i1}}{M}, \frac{\sum_{i=1}^M P_{i2}}{M}, \dots, \frac{\sum_{i=1}^M P_{id}}{M} \right) \quad (2)$$

$$p = (\varphi_1 * p_i + \varphi_2 * p_g) / (\varphi_1 + \varphi_2) \quad (3)$$

$$X(t+1) = p \pm \beta * |mbest - X(t)| * \ln\left(\frac{1}{u}\right) \quad (4)$$

式中: $mbest$ 是粒子群中粒子的平均最好位置, 即所有粒子的重心; M 是群体中粒子的数目; p_i 是粒子 i 的个体历史最优位置 $pbest$; p_g 是所有粒子中的全局最优位置 $gbest$; φ_1 、 φ_2 、 u 为均匀分布在区间 $[0, 1]$ 的随机数; β 为系数创造力, 用于影响单个粒子的收敛速度和算法性能, 是该算法中唯一的参数, 第 t 次迭代时一般可取 $\beta = 0.5 + 0.5 * (Maxtime - t) / Maxtime$ (其中 $Maxtime$ 是迭代的最大次数); t 为当前进化次数; $X(t)$ 为粒子的当前位置。另外, 在迭代过程中, \pm 是由 $(0, 1)$ 之间产生的随机数决定的, 当产生的随机数大于 0.5 时取-, 其余取+。

算法的基本步骤如下:

(1) 初始化: 确定种群规模 M 和粒子维数 D , 初始化粒子群体 $pbest$ 和 $gbest$;

(2) 计算个体历史最优位置: 根据目标函数计算每一个粒子的适应度值, 通过和个体历史最优值比较, 如果当前值优于个体历史最优值, 则把当前值替换为个体最优值($pbest$), 否则不替换;

(3) 计算群体历史最优位置: 计算全部粒子的适应值, 得到 $gbest$;

(4) 计算 $mbest$;

(5) 根据公式(2)至(4)以一定概率取加或减, 更新每个粒子的位置, 从而生成新的粒子群体;

(6) 判断粒子适应度是否满足收敛条件或者是否到达事先设定的最大进化代数, 如果没有则返回到步骤(2)继续运行, 否则算法结束。

与传统粒子群算法相比, 量子粒子群算法的最大优势在于它能够克服传统粒子群算法在收敛过程中经常收敛到一个局部最优点的缺陷。量子系统是复杂的非线性系统, 并且符合状态重叠原理, 因此量子系统比线性系统具有更多的状态。量子

系统中的粒子并没有一个确定的轨迹, 所以任何粒子都能以某一确定的概率出现在搜索空间中的任何位置。因此对量子粒子群算法来说, 其实是在整个解空间中进行全局搜索, 这与传统的粒子群算法必须在一个有限的搜索范围内进行搜索求取最优点相比, 其求得的最佳位置会具有更好的适应值, 即会得出更优的结果; 另外, QPSO 只用一个参数 β 决定粒子的收敛速度和位置, 与传统 PSO 算法相比具有参数少、编程简单、易实现和收敛速度快等优点。

4 量子粒子群优化算法实现混合流水车间调度

本文采用改进量子粒子群算法, 使之达到混合流水车间调度的要求。

4.1 微粒编码设计和计算

量子粒子群算法是连续空间算法, 算法中的微粒位置是连续变量, 因此它能直接应用于连续优化问题。但对于生产调度这一类组合优化问题, 因为处理的是离散的变量, 所以需要做一些调整 and 改变。借鉴参考文献[1]和基于工序编码的遗传算法中所述方法进行微粒编码设计和计算。

混合流水车间调度不仅要确定工序的加工顺序, 还需为每道工序选择一台合适的机器, 因此粒子的位置向量采用基于工序和机台的两层编码方法: 第一层基于工序, 第二层基于机台。

为叙述方便, 令所有产品经历的总工序数为 J , 则 $J = \sum_{i=1}^N J_i$ 。

(1) 微粒位置向量的定义

定义两个 J 维的向量 $XO[J]$ 和 $XM[J]$ 分别存储两层编码, 则由两个向量相同位置值就可确定某产品的某一工序选择的加工机台。微粒位置向量示例如图 1 所示。在该示例向量中, 可以看出产品 3 的第一个工序用机台 1 进行加工, 产品 3 的第二道工序用机台 2 加工, 产品 3 的第三道供需仍然用机台 2 加工。

维数	1	2	3	4	5	6	7	8	9
工序位置向量	2.1	1.1	3.1	3.2	1.2	1.3	2.2	3.3	2.3
机台位置向量	3	1	1	2	3	2	1	2	3

图 1 微粒位置向量示例

(2) 微粒位置的计算

向量定义如前, 则微粒第 i 维位置计算公式为:

$$XO[i] = XO[i] + VO[i]$$

$$XM[i] = XM[i] + VM[i]$$

但计算后的值也可能是小数, 因此也需要将其转换为符合调度问题的离散值。以工序位置变量为例, 设工序位置变量初始值 $XO_{原}$ 为:

2	1	3	3	1	1	2	3	2
---	---	---	---	---	---	---	---	---

利用位置公式计算后获得的当前值 $XO_{新}$ 为:

3.68	2.14	5.6	3.67	-1.6	4.23	2.75	3.56	-2.62
------	------	-----	------	------	------	------	------	-------

则具体转换方法为: 在向量 $XO_{新}$ 中将 J_1 个最小的值转换为 1; ... 将未转换的维中 J_2 个最小的值转换为 2; ... 将未转换的维中 J_3 个最小的值转换为 3; ... 将未转换的维中 J_4 个最小的值转换为 4; ... 将未转换的维中 J_5 个最小的值转换为 5; ... 将未转换的维中 J_6 个最小的值转换为 6; ... 将未转换的维中 J_7 个最小的值转换为 7; ... 将未转换的维中 J_8 个最小的值转换为 8; ... 将未转换的维中 J_9 个最小的值转换为 9。经过上述处理, 得到新的工序位置变量为:

3	1	3	2	1	3	2	2	1
---	---	---	---	---	---	---	---	---

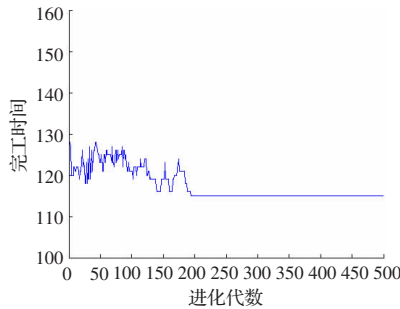


图3 遗传算法进化过程

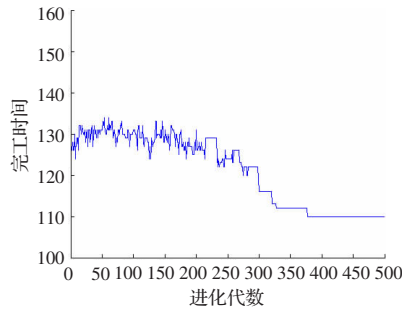


图4 粒子群算法进化过程

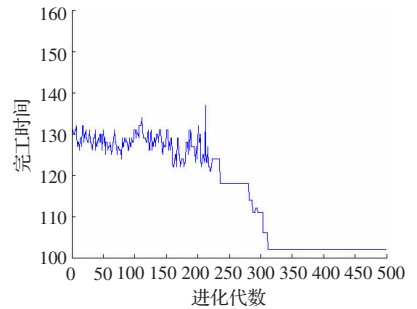


图5 量子粒子群算法进化过程

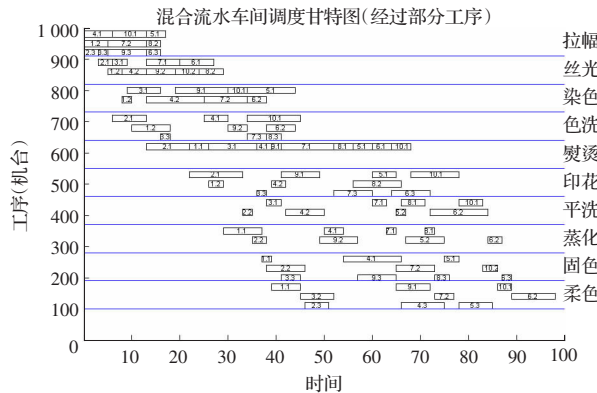


图6 粒子群算法生成的混合流水线调度甘特图

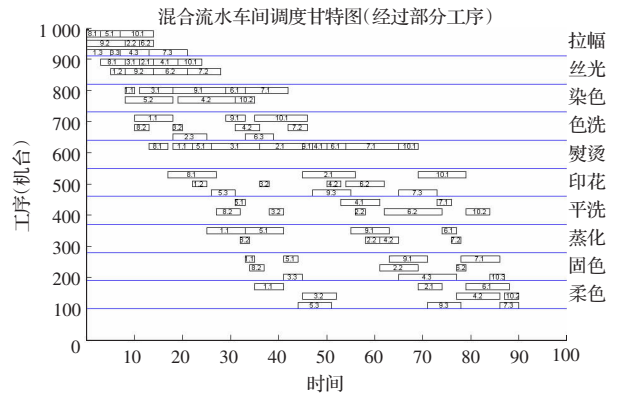


图7 量子粒子群算法生成的混合流水线调度甘特图

4.2 流水车间生产调度实例

各产品在各工序(机台)上加工时间如表1所示。值为0表示产品不经过对应工序。

表1 各产品在各工序并行机台上的加工时间

	拉幅	丝光	染色	色洗	熨烫	印花	平洗	蒸化	固色	柔色
1	5	3	2	8	4	3	0	8	2	6
2	3	3	0	7	9	11	2	3	8	5
3	2	3	7	2	10	2	3	0	4	7
4	6	5	12	5	3	3	8	4	12	9
5	4	0	10	0	4	5	2	8	3	7
6	3	7	4	6	4	8	12	3	2	9
7	8	7	9	4	11	8	3	2	8	4
8	3	5	0	3	4	10	5	2	3	0
9	8	6	11	4	2	8	0	8	8	7
10	7	5	4	11	4	10	5	0	3	3

(1)流水车间生产调度示例

利用上面给出的加工时间矩阵进行实验,在进化代数都是500代的情况下,分别应用遗传算法、粒子群算法和量子粒子群算法进行优化,得到调度过程示意图如图3、图4及图5所示。

图3~图5中,横轴为进化代数,纵轴为所有产品的最长加工时间。从三幅图的对比可以看出,量子粒子群算法收敛速度较快,具有明显的全局搜索能力,收敛效果也最好。

(2)加工时间相同的混合流水线调度实例

对于流水车间调度问题,如果至少有一个工序上存在并行机台,就变为混合流水线调度问题。

约定各工序上所拥有的并行机台数量如表2所示(约定各并行机台处理同一产品时间相同,如表1所示)。

表2 各工序上并行机台的数量

M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10
3	2	2	3	1	3	2	2	3	3

在满足上述加工时间和机台数量的前提下,用粒子群算法生成的混合流水线调度甘特图如图6所示;用量子粒子群算法生成的混合流水线调度甘特图如图7所示。

图6、图7中,相邻各横线之间的图形反映在相同工序的不同机台上的产品加工顺序。产品在各机台上的分配情况用(j,k)表示,其中j表示作业号,k表示该作业在当前工序上被分配的机台。

5 结束语

生产调度是整个生产管理的核心内容,是制造系统的研究热点,也是理论研究中最为困难的问题之一。其任务是在企业车间有限的资源约束下,确定产品在相关设备上的加工顺序和加工时间,以保证所选定的生产目标最优。而调度算法的研究与应用又是调度问题的核心。理想的调度算法能优化生产过程,减少企业损失,增加企业利润。

目前国内对微粒群算法的研究尚处于初级阶段,研究的成果较少,并且大多集中于如果对传统微粒群算法进行改进以使之能够处理离散的生产调度问题,而将其应用于实际生产调度的少之又少。因此,可以预言,微粒群算法解决实际生产调度问题的研究必将是最近几年的研究热点。

参考文献:

[1] Liu Shi-xin, Tang Jia-fu, Song Jian-hai. Order-planning model and algorithm for manufacturing steel sheets[J]. International Journal Production Economics, 2006, 100(1): 30-43.
 [2] Sum J, Feng B, Xu W B. Particle swarm optimization with particles having quantum behavior[C]//Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation. Portland, Oregon: IEEE Press, 2004: 325-331.