

基于思维进化的蚁群算法在典型生产调度中的应用

魏先民

(潍坊学院计算机工程学院 潍坊 261061)

摘要 针对求解 NP-hard 的车间生产调度存在的问题,提出了一种基于思维进化的蚁群算法。该算法建立在传统蚁群算法上,并结合思维进化思想和局部寻优思想克服了基本蚁群算法易陷入局部最优的缺陷,改进了状态转移规则,限定了信息素的范围,改进了信息素更新策略,并增加了邻域搜索。实验表明,对于典型生产调度问题,基于思维进化的蚁群算法可以求得理论最优解,在最优解、最差解和平均解 3 个指标上都优于基本蚁群算法,体现出了较好的性能。

关键词 思维进化,蚁群算法,生产调度,局部寻优

中图分类号 TP273+.5 **文献标识码** A

Application of Mind Evolution Based Ant Colony Algorithm in Typical Production Scheduling

WEI Xian-min

(School of Computer Engineering, Weifang University, Weifang 261061, China)

Abstract Aiming at solving the NP-hard workshop production scheduling problems, this paper proposed a ant colony algorithm based on mind evolution. The algorithm is established in the traditional ant colony algorithm, and the combination of evolutionary thought and local optimization idea overcomes defects that the basic ant colony algorithm is easy to fall into local optimization, improves state transition rules, defines a pheromone range, improves the pheromone update strategy, and increases neighborhood search. Experimental results show that, for a typical production scheduling problems, ant colony algorithm based on mind evolutionary can obtain the optimal solution in theory, and optimal solution, the solution and average three indicators are better than the basic ant colony algorithm, shows good performance.

Keywords Evolutionary, Ant colony algorithm, Production scheduling, Local search

如今,随着全球化市场的形成,制造业企业之间的竞争越来越激烈。竞争使各种产品寿命周期越来越短,产品品种数飞速膨胀,以往进行的大量的小品种生产的模式得到了改变,逐步变成多品种但是小批量的生产;在这样的变化下,每日所生产出来的品种都是不断改变的,就连已经安排好的调度计划也会由于客户需求的突然改变而改变;以及随时可能发生的诸如机床设备突然损坏等等情况,使得生产加工环境不断改变。面对这些变化,要使企业的生产能力和效率始终保持较高的水平,怎样才能比较妥善地解决企业的生产管理中的这个问题已经成为了目前学术界以及具体的企业十分关注的热点问题^[1]。

生产计划与调度是生产管理过程中最为关键同时也是最为核心的组成部分,其管理的效果能够对企业的生产产生直接而重大的影响。一个企业具备了较为准确的外围信息,再加上有效的生产计划与调度,将对最大限度地提高企业的生产经营效益具有十分重要的功能作用,同时还能够较好地满足客户的需求^[2]。

对生产调度问题的研究源于上世纪 50 年代,这是一个涉及多个专业学科的交叉性的领域,其涉及数学、工业工程、计算机工程、运筹控制工程等多个学科的专业知识和技能^[3]。

而对于一个企业来说,其在生产管理的过程中如果能够合理地进行排产和有效的调度,就能够最大限度地提升企业生产设备的试用效益,避免其设备的空置,并且还可以较大程度地消除生产过程中的瓶颈,从而加快企业的生产进程,尽量减少库存积压,大大降低企业的生产经营成本,提高盈利的几率和比例^[4]。生产调度问题一直以来都是一种未能很好解决的理论难题,目前已经引起了相关的专家和学者的高度重视,许多人进行了不同程度的研究,有的研究取得了一定的成果^[5]。

但是,车间生产的调度大多数是比较难以解决的问题,属于 NP-Hard 问题,我们对这些问题进行的描述是简单的,但如果要寻求一个解决问题的答案,就没有这么容易了。甚至可以认为寻求一个正确的答案是比较困难的^[6]。我们对于 NP-Hard 问题答案的寻求,目前往往通过启发式的算法或者通过随机搜索算法来进行求解,比如微粒群算法、蚂蚁算法和遗传算法等等^[7]。为此,我们对生产调度的问题开展相关的研究和探索,对这些推算的问题一并进行研究处理,从而可以在以前的这些算法的基础上提出能够解决问题的新的计算方法,以为其他相关领域的类似问题的解决路径提供重要的参考^[8]。由此我们能够知道,研究生产调度问题具有十分重要的现实意义,而且还具有相当大的理论意义。

到稿日期:2012-09-11 返修日期:2012-12-15 本文受 2011 年山东省科技发展计划(2011YD01044),2011 年山东省自然科学基金计划(ZR2011FL006)资助。

魏先民(1969—),男,博士,副教授,主要研究方向为分布式计算、智能传感网络,E-mail:wfxym@126.com。

本文主要是针对求解 NP-hard 的车间生产调度存在的问题,通过深入研究问题的性质,设计蚁群算法的求解方法,并在蚁群算法的基础上,结合思维进化思想和局部寻优思想,提出了基于进化的思维过程的蚁群计算方法。该计算方法对计算的流程重新进行了设计,在求解的过程中也是按照不同的类型的特点来进行的。

1 蚁群算法的基本原理

所谓的蚁群算法,是一类来自于大自然中的生物世界的仿生类的计算方法,又可叫做蚂蚁算法,是受到对自然界现实的蚂蚁行为的研究启发而提出的^[9]。该种计算方法具有通用性、随机性,对自然界的蚂蚁的行为特性进行了有益的吸取。人类吸收了自然界其他生物的智慧,或者说人类对自然进行了主动的感悟之后将这些自然界其他生物解决问题的方法应用到了人类社会中来,用以解决人类社会当中所遇到的问题,这是人类智慧得到普遍发展和人们的思维得到较大程度提升的结果。蚁群算法吸收了蚂蚁的行为特点,以其特殊的内在的搜索机制,在一系列困难组合进行优化和求解的问题上取得了明显的应用成效。我们将其称为蚂蚁系统,在解决问题的时候模拟仿真了人工蚂蚁的概念。

首先,蚂蚁具有特殊的有效的寻找食物的机制,这为人类解决生产生活过程中所遇到的许多难以解决的问题提供了可供参考的思路^[10]。人们总结出蚂蚁在寻找食物的过程中循序的规则:路径 (i, j) 的轨迹强度 τ_{ij} 、蚂蚁 k 于路径 (i, j) 上留下的单位轨迹信息素数量 $\Delta\tau_{ij}^k$ 、蚂蚁 k 的转移概率 p_{ij}^k 和其留下的单位轨迹的重要性 $\alpha(\alpha \geq 0)$ 、其路径的可见度重要性 $\beta(\beta \geq 0)$ 、残留信息素的程度 $\rho(0 \leq \rho < 1)$ 。

τ_{ij} 、 $\Delta\tau_{ij}^k$ 及 p_{ij}^k 的表达形式可以不同,要根据具体问题而定。一般来说,蚂蚁 k 的转移概率为:

$$p_{ij}^k = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{u \in allowed_k} [\tau_{iu}]^\alpha [\eta_{iu}]^\beta}, & \text{if } j \in allowed_k \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

式中, $allowed_k = \{0, 1, \dots, n-1\} - tabu_k$ 表示第 k 个蚂蚁下一步可以选择的集合。 α, β 分别表示蚂蚁在运动过程中所积累的信息及启发式因子对蚂蚁决策的影响。

轨迹强度的更新方程为:

$$\tau_{ij}^{new} = \rho \cdot \tau_{ij}^{old} + \Delta\tau_{ij} \quad (2)$$

式中, $\Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k$, 蚂蚁 k 单位轨迹信息素数量为 $\Delta\tau_{ij}^k$, M Dorigo曾给出了3种不同的取法:

(1) Ant-Cycle 模型

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{L_k}, & \text{若 } (i, j) \text{ 在最优路上 } (L_k \text{ 为目标函数}) \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (3)$$

(2) Ant-Density 模型

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} Q, & \text{若 } (i, j) \text{ 在最优路上} \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (4)$$

(3) Ant-Quantity 模型

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{d_{ij}}, & \text{若 } (i, j) \text{ 在最优路上} \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (5)$$

式中, Q 是代表蚂蚁所留轨迹数量强度的一个常数。

蚁群算法的简单流程如图1所示。

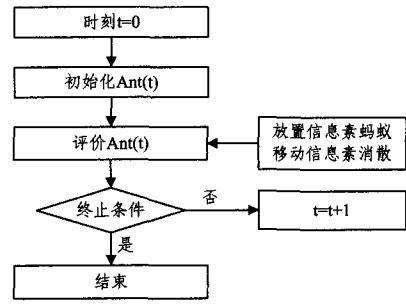


图1 蚁群算法的简单流程

步骤1 初始化 $Ant(t)$,即初始化蚁群;

步骤2 评价 $Ant(t)$,即根据目标函数对每只蚂蚁计算 $\Delta\tau_{ij}^k$;

步骤3 放置信息素,即按照 $\Delta\tau_{ij}^k$,对蚂蚁所经过路径按比例放置信息素($\Delta\tau_{ij}^k$ 越高,所放置的信息素 τ_{ij} 越多);

步骤4 蚂蚁移动,即蚂蚁根据以前蚂蚁所留下的信息素和自己的判断 p_{ij}^k 选择路径;

步骤5 信息素的消散,即信息素会随着时间的不断衰减。

2 基于思维进化的蚁群算法

2.1 思维进化算法

此算法为对人类思维的进化过程进行的模拟。按照该算法的观点,其认为人类的思维在进化的过程中是一个定向提高的过程。思维进化算法还提出了异化、趋同这两个概念,采取了公告板办法对进化过程中的信息进行了充分的利用,所以在较大的程度上增加了对进化方向的选择性,其框架大致如图2所示。

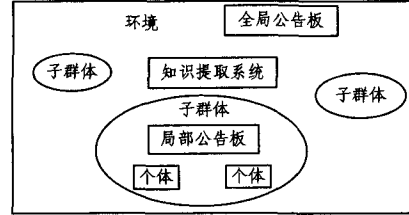


图2 思维进化算法框架图

其组成的对象是优胜子群体、临时的子群体、全局的公告板。在其中,每一个临时的子群体以及每一个优胜的子群体都由数个个体和局部的公告板组合而成,每一个个体被按照一定的规律赋予特定的得分分值,该分值作为环境优化的主要参考依据。

思维进化的过程是由异化、趋同这两个算子完成的。按照目前的理解,所谓的趋同也就是通过采取目前我们所具备的他人的思维方法或者思维方式来对存在的难题加以解决,这是一个子群体的个体按照局部的公告板相关信息进行竞争性的学习并且逐渐收敛到局部的最优解的重要过程。而所谓的异化,也就是人们在解决重要问题的时候,不再通过比较常规的思维方式模式来进行,而是对常规思维的摆脱,按照新的思维方式来思考和分析问题、解决问题,是一种新的解决问题的途径,这是一个在全局的公告板的指导之下来实现全局寻求最优解的过程。

在进行思维进化算法的时候,首先要对参数进行设置,对局部和全局的公告板进行初始化,之后随机产生数个个体,将临时的子群体以及优胜的子群体确定为初始的群体。然后,

依据所设计好的策略和办法开展异化操作、趋同操作,并且按照所设计好的终止条件来求解问题。

2.2 基于思维进化的蚁群算法

基于思维进化的蚁群算法中,子群体的内部经过了蚁群算法之后开展趋同操作,之后其相关信息素到局部公告板中进行记录。对思维进化过程中的异化和趋同操作进行充分的利用,就可以尽量地跳出局部的最优,其搜索的空间得到了较大程度的提升。本文所提出的算法组成部分的设计为:

第一,个体以及子群体。在本计算方法中,把问题的解作为个体,而子群体有临时子群体和优胜子群体两个类别。

第二,公告板。子群体内的个体张贴用局部公告板,就可以为子群体之间以及个体之间提供信息交流的机会。

具体的方案为:

第一,进行初始化。首先设置了 $N_t + N_l$ 个数目的子群体作为其初始的群体,并且把每一个群体都视为蚁群的系统,之后对各参数进行初始化,对各个群体初始的信息素分布情况进行确定,各个群体在解空间随机地产生出 M 个数量的个体,并依据其所得分值明确 N_t 个数目的优胜子群体以及 N_l 个临时的子群体,之后对局部的公告板进行更新。

第二,进行趋同操作。通过蚁群算法来开展各个群体的内部的进化过程,按照其算法对各个群体蚂蚁进行搜索,之后对每一个个体的得分进行计算,并寻找到问题最好的个体作为优胜者,对局部公告板的分布情况进行更新,优胜者在局部公告板上的信息可以为蚂蚁提供学习;然后再对搜索过程进行重复,在进行了若干的 N 次搜索还仍然难以寻找到更为优秀的个体时,我们就认为这个群体成熟了,成熟之后的优胜者的所得分数也就是这个群体的最终得分。

第三,进行异化操作。在一个优胜的子群体成熟之后,我们来进行局部的搜索,如果其得分得到了提高,那么就对公告板上的信息素分布以及个体信息进行更新;如果其得分没有得到提高,那么就放弃这个优胜子群体。对于放弃了临时子群体或者优胜子群体,对其公告板上的信息素分布进行保留,之后继续,直到重新产生新的群体。

第四,进行重复的异化操作和趋同操作,按照所设计好的终止的条件求解问题。

其算法流程如图3所示。

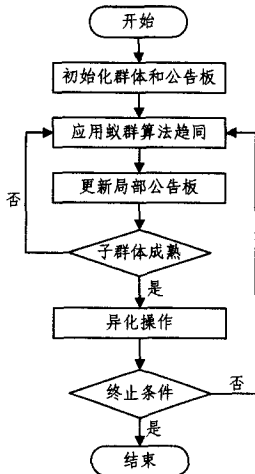


图3 蚁群算法流程图

3 典型生产调度问题蚁群算法

3.1 典型 Job shop 问题

Job shop 问题所研究的内容是, n 个数目的工件在 m 台数目的机器上进行加工,加工时间和次序是已知的,而我们进行调度的目的是对与技术约束条件相容的所有机器上的工件的加工次序进行确定,从而达到最优化加工性能的指标的目的。

且有如下约束:

第一,不同工件供需间没有优先级约束。

第二,不容许某道工序在加工的中途中断。

第三,同一工件不可在同一时间于两台机器上加工。

针对 Job shop 的实际生产情况,在如下几个方面对蚁群算法进行了改进。

3.2 改进状态转移规则

蚂蚁在选择下一个目标时,按照以下策略选择目标:

$$j = \begin{cases} \text{按照式(1)}, & q \leq q_0 \\ h, & q > q_0 \end{cases} \quad (6)$$

式中,采用工件 i 在机器 j 上的加工时间 T_{ij} 作为蚂蚁选择的启发信息,即 $\eta = 1/T_{ij}$ 。 h 为集合 $tabu_k$ 外随机选择的目标, q_0 为给定参数, $0 < q_0 < 1$, q 是 $(0, 1)$ 之间均匀分布的随机数,在每一次选择目标时产生。这样就增加了信息素值较小的目标被选择的可能性,跳出局部解。但是,若 q_0 大,则 $q \leq q_0$ 的可能性大,多数蚂蚁按照式(1)选择下一目标,受信息素的影响比较大,所以会出现许多蚂蚁搜索到相同路径的情形,这不利于寻求到最优解。若 q_0 较小,则 $q > q_0$ 的概率变大,蚂蚁选择下一目标时不受信息素大小的影响,扩大了搜索到的解空间,但搜索呈现随机性,不容易收敛。

为了防止搜索陷入局部最优解,便于发现全局最优解,在算法初期 q_0 取较大的值,中期 q_0 取较小的值以扩大搜索空间,后期 q_0 再取较大的值以加速算法的收敛。我们采用 q_0 的值和迭代次数 n 的策略,两者关系如下:

$$q_0 = \begin{cases} c_1, & 0 < n < n_1 \\ c_0, & n_1 \leq n \leq n_2 \\ c_1, & n_2 < n \leq N \end{cases} \quad (7)$$

式中, N 是最大迭代次数,一般情况下 $0.8 < c_1 < 1$, $0 < c_0 < 0.2$,在算法迭代到第 n_1 次和第 n_2 次时分别按公式改变 q_0 的值。

3.3 限定信息素的范围

在进行路径寻优过程中,为了避免蚁群算法的停滞和扩散,将各条路径可能的信息激素浓度限制于 $[\tau_{\min}, \tau_{\max}]$, $\tau_{\min}$ 可以使各工序在蚂蚁基本选择策略下都有被选择的可能性,而 $\tau_{\max}$ 可以避免某条路径上的信息素远大于其他路径,使得所有的蚂蚁都集中到同一条路径上来。超出这个范围的值将被强制设为 $\tau_{\min}$ 或者 $\tau_{\max}$,保证了搜索空间。

3.4 信息素更新策略

如果使用精英策略记录,并且只对历史最优解做奖励,可进一步加强蚁群算法的正反馈作用,能够明显加快算法收敛的速度。本文采用双向收敛策略,对历史最优解做奖励,将历史最差解看作目前不可接受的解,对其进行惩罚,这样可以引导其他蚂蚁尽量远离历史最差解,放弃将最差解的组成部分

(下转第 257 页)

通流预测方法[J]. 同济大学学报: 自然科学版, 2009, 37(4): 486-489

[4] 吴芳,王卫东,张永志,等. 基于小波分析和最小二乘支持向量机的中国大陆地震震级预测研究[J]. 地震, 2010, 30(2): 54-59

[5] 梁坚,何通能. 基于小波变换和支持向量机的水质预测[J]. 计算机应用与软件, 2011, 28(2): 83-86

[6] 王曦,毕贵红,唐京瑞. 基于 EMD 的太阳黑子时间序列组合预测模型[J]. 计算机工程, 2011, 37(24): 176-179

[7] 吕淑萍,赵咏梅. 基于小波神经网络的时间序列预报方法及应用[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2004, 25(2): 180-182

[8] 纪冬梅,胡毓仁. 基于小波神经网络和疲劳曲线的结构疲劳寿命及可靠性预测[J]. 船舶力学, 2006, 10(5): 84-89

[9] 丁恒,郑小燕,刘燕,等. 基于小波分析的随机交通流组合预测方法研究[J]. 系统仿真学报, 2012, 24(2): 377-381

[10] 冯金巧,杨兆升,孙占全,等. 基于小波分析的交通参数组合预测方法[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2010, 40(5): 1220-1224

(上接第 238 页)

组合成其他解的机会,从而加速算法的收敛。

3.5 增加邻域搜索

在蚁群算法中,为了提高解的质量,我们考虑将传统的用于解决 TSP 问题的局部搜索算法如 2-交换、3-交换等算法进行改进,以适用于 Job shop 问题。在此,可以考虑与邻域搜索算法相结合的方式。

我们通常情况下使用的邻域结构:

第一,交换式。对位置 i 以及 $i+1$ 进行交换操作($i=1, 2, \dots, n-1$)。

第二,互换式。把 i 以及 j 的操作进行互换处理,其中: $i \neq j$ 。

第三,插入式。删除 i 的操作,之后把这个操作插入位置 j 处。

插入式邻域结构是建立在解 π 插入移动集基础上的,在解 π 的插入移动定义为:令 $v=(i, j)$ 为解 π 的一对位置序号,插入移动集新解 π' ,新解从中抽出位于位置 i 的作业 $v(i)$ 并将其插入位置 j 而获取。若 $i < j$,那么: $\pi'=(\pi(1), \dots, \pi(i-1), \pi(i+1), \dots, \pi(j), \pi(i), \pi(j+1), \dots, \pi(n))$; 如果 $i > j$,则有: $\pi'=(\pi(1), \dots, \pi(j-1), \pi(i), \pi(j), \dots, \pi(i-1), \pi(i+1), \dots, \pi(n))$ 。邻域当中总的有 $(n-1)^2$ 个解(n 系作业的数量),其能够满足连通性质,也就是对于任何一个初始的解,在其有限次迭代后是必定能够搜到最优解的。

4 仿真测试及分析

为了评估本算法的性能,在 Windows XP 视窗之下应用 Visual C 6.0 软件进行仿真试验,其所进行的模拟程序分别以本文的算法以及基本的蚁群算法对 Job-shop 调度问题之中的经典问题 FT 类以及 LA 类部分问题开展计算。

选取 FT 类问题中 6 个工件、6 台机器的 FT06 问题为模拟对象。算法实现部分的关键参数设置如表 1 所列。

表 1 算法关键参数设置

参数	值	参数	值
优胜子群体数目	1	信息素残留系数	0.9
临时子群体数目	4	轨迹强度	100
子群体中个体数目	30	信息素重要程度	1
全局公告板中优胜者数目	10	启发信息重要程度	4
子群体成熟代数	10	进化终止代数	50

对问题随机运行 20 次,通过模拟得到 FT06 问题的最优解为 55,统计结果对比如表 2 所列。

表 2 FT06 问题仿真统计结果比较

算法	最优解	最差解	平均解
ACA 算法	73	85	78.8
ME-ACA 算法	55	58	56.2

由以上数据可以看出,对于 FT06 问题,基于思维进化的蚁群算法(ME-ACA)求得了理论最优解,在最优解、最差解和平均解 3 个指标上都优于基本蚁群算法,体现出了较好的性能。

结束语 Job shop 问题是企业在生产经营的具体过程中最为常见的一种调度问题,在企业进行调度的过程中,必须充分考虑工件的加工工艺对企业的影响问题,同时还必须考虑人员的配置情况、加工的机器的数量以及质量等企业在加工资源方面的具体实际情形,所以,寻求最优解是一件比较困难的事情。论文以基于思维进化的蚁群算法对典型的 Job shop 问题进行求解,获得了良好的求解效果,为我们今后进一步深入研究更为复杂的 Job shop 问题打下了良好的基础。

参考文献

[1] Graves S. A review of production scheduling[J]. Operations Research, 1981, 29: 646-675

[2] Johnson S M. Optimal two-and-three-stage production scheduling with set-up times included[J]. Navel Research Logistics Quarterly, 1954, 1: 64-68

[3] 王万良,吴启迪. 基于 Hopfield 神经网络求解作业车间调度问题的新方法[J]. 计算机集成制造系统-CIMS, 2001, 7(12): 7-12

[4] 黎群. 流水车间作业排序中的改进 NEH 算法[J]. 系统工程理论方法应用, 1999, 8(4): 68-71

[5] 柳毅,叶春明,沈运红. 应用改进微粒群算法求解 Job shop 调度问题[J]. 系统工程与电子技术, 2006, 28(4): 602-606

[6] 周泓,蔡缪峰,冯允成. 求解流水车间作业排序问题的一种遗传算法[J]. 北京航空航天大学学报, 1997, 23(4): 440-446

[7] 陈雄,杨凤霞,吴启迪. Flow-shop 调度问题的自适应模拟退火算法[J]. 控制理论与应用, 2003, 20(3): 445-450

[8] 谭志扬. 人工免疫算法在 Flow shop 问题中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2002(14): 98-99

[9] 梁旭,刘玉霞,黄明. 模糊交货期下置换 Flow shop 调度的禁忌搜索算法[J]. 大连铁道学院学报, 2005, 26(2): 68-71

[10] 牛新征,余莹,路纲,等. 蚁群算法研究的新进展和展望[J]. 计算机应用研究, 2007, 24(4): 12-15

[11] 刘伯红,赵浚尧. 一种改进的基于环境的蚁群优化算法[J]. 重庆邮电大学学报: 自然科学版, 2012, 24(6): 712-715