

# 基于多 Agent 的制造网格资源调度新算法\*

曲巨宝<sup>1,2</sup>, 刘 胜<sup>2</sup>, 李玲瑞<sup>2</sup>

(1. 武夷学院 电子工程系 ;2. 武夷学院 数学与计算机系, 福建 武夷山 354300)

摘要 : 针对在制造网格广域、动态、异构的复杂环境中如何快速准确地发现并调度资源, 使 QoS 达到最佳效果, 本文提出了利用移动 Agent 在制造网格中发现资源的新方法, 先用遗传算法对资源信息进行选择, 然后将移动 Agent 作为用户提交任务的载体, 携带用户的资源信息在网格环境中利用蚁群算法对资源进行精确查找。设计了资源优选目标, 改进了遗传蚁群算法的路径优化策略, 在移动 Agent 查找路径的前半程, 采用遗传算法, 充分利用遗传算法的快速性、随机性、全局收敛性, 求得一个较为精确的解。后半程, 将遗传算法过渡到蚁群优化算法, 利用蚁群算法的并行性、正反馈性、求精确解效率高的特点, 求得最终结果。经仿真实验证明此算法可以获得很好的收敛速度和精确解。

关键词 : 多 Agent 制造网格 遗传 蚁群 调度

中图分类号 : TP393

文献标识码 : A

文章编号 : 1672-6693(2010)03-0060-04

制造网格( Manufacturing grid, MG )是以 Intranet/Internet 为基础, 以网格平台中间件为桥梁, 将分散在不同区域、不同企业、组织和个体中的各类制造资源有效地组织起来, 使用户能够获得各种制造服务, 实现企业间的商务协同、设计协同、制造协同和供应链协同, 以达到提高企业敏捷性和竞争力的目的<sup>[1]</sup>。然而由于制造网格环境极其复杂, 具有广域分布、动态、异构、多管理域等特性, 单纯利用现有的网格技术还无法满足网络化制造的需要<sup>[2]</sup>, 因此如何快速准确地发现并调度资源, 使完成整个任务所花费的时间和价格最小, 得到的服务质量和可靠度最高。为此, 本文提出了基于遗传蚁群算法实现制造网格多 Agent 资源调度的方法, 以满足制造网格中用户的多 QoS 要求。

## 1 基于移动 Agent 的制造网格资源调度模型

在制造网格环境中, Agent 是一种功能实体利益的代表, 它可以大到一个企业, 小到一个制造节点。每个 Agent 都有自己的信念和目标, 可以根据自身的策略和其他 Agent 组成多 Agent 系统<sup>[3]</sup>。多个 Agent 通过协商达成 SLA ( Service level agreement ) 协议, SLA 显式规定了资源消费者能从资源提供者得到的服务类型及质量, 资源提供者按照 SLA 条款为

资源消费者提供有质量保证的服务<sup>[4]</sup>。

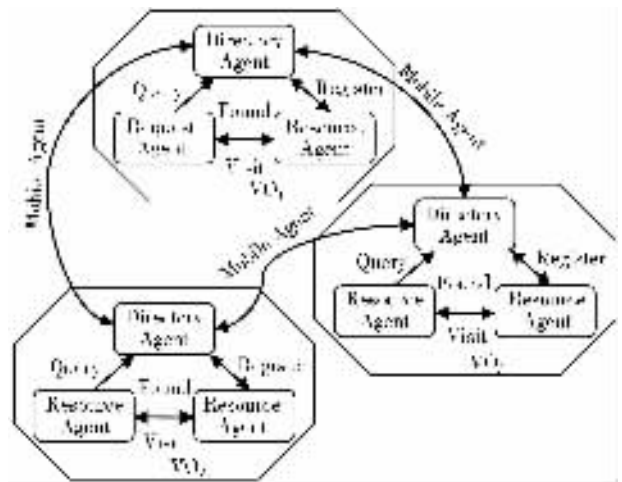


图1 基于移动 Agent 的制造网格资源发现模型

在图1这个模型中, 根据不同的地理位置, 网格资源空间划分为若干个不同的自治系统(  $AS_i$  ), 每个  $AS_i$  由若干个虚拟组织(  $VO_i$  )组成,  $VO_i$  负责管理若干个网格资源节点。User 发送资源请求信息, 在  $VO_i$  内按照 Resource、Discovery 提供集中式资源发现, 当在 User 所在  $VO_i$  内部不能找到所需资源时, Mobile Agent 作为任务载体便在  $VO_i$  之间进行分布式资源发现, 执行分布资源发现的 MA 在全局系统按一定的策略巡游, 途经每个节点时都会收集当前

\* 收稿日期 2009-07-20 修回日期 2009-08-29

资助项目 : 福建省教育厅科技项目( No. JA09240 ) , 武夷学院智能计算网格科研团队资助( 2009 )

作者简介 : 曲巨宝, 男, 副教授, 硕士, 研究方向为计算机网络、人工智能。

区域的全局性资源信息,并记录自己的部分信息,以及和其他 MA 进行合作、交换知识,按照索引目录找到与用户所需资源相匹配信息<sup>[5]</sup>。针对本制造网格资源发现模型,确定了资源优选目标,设计了基于改进的遗传蚁群算法的路径优化算法。

## 2 确定资源优选目标

首先利用遗传算法对资源信息进行选择,然后将移动 Agent 作为用户提交任务的载体携带用户的资源需要的资源类型、属性等信息在网格环境中利用蚁群算法对资源进行精确查找,寻找收集当前域的全局性资源信息与其匹配。

定义1 当有某个用户订单到达制造网格并被某个 Broker Agent 接收,Broker Agent 将该订单任务分解为一系列具有相互依赖关系的子任务<sup>[6]</sup>。任务表示为  $T = (t_1, t_2, \dots, t_m)$   $m$  表示子任务的个数。候选资源表示为  $R = (r_1, r_2, \dots, r_m)$  其中  $r_i = (r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{in})$   $i \in [1, m]$   $n \geq 1$ 。

定义2 若将第  $i$  个子任务对应的第  $j$  个候选资源的 QoS 属性用  $s_{ij} = (s_{ij1}, s_{ij2}, \dots, s_{ijk})$  来表示  $i \in [1, m]$ ,  $j \in [1, n]$   $k$  表示候选资源的 QoS 属性的个数。

定义3 由于  $s_{ijk}$  所表示的可能是质量、可靠度等的效益型分量,也可能是时间和价格等的成本型分量。效益型与成本型的各个分量的表示单位及数量级有很大差别,因此对  $s_{ij} = (s_{ij1}, s_{ij2}, \dots, s_{ijk})$  按下式进行处理,得到  $s'_{ij} = (s'_{ij1}, s'_{ij2}, \dots, s'_{ijk})$ 。

$$s'_{ijk} = \begin{cases} \frac{s_{ijk} - \min\{s_{ijk}\}}{\max\{s_{ijk}\} - \min\{s_{ijk}\}} & (\text{当 } \max\{s_{ijk}\} - \min\{s_{ijk}\} \neq 0 \text{ 且 } s_{ijk} \text{ 为效益型}) \\ 1 & (\text{当 } \max\{s_{ijk}\} - \min\{s_{ijk}\} = 0) \\ \frac{s_{ijk} - \min\{s_{ijk}\}}{\max\{s_{ijk}\} - \min\{s_{ijk}\}} & (\text{当 } \max\{s_{ijk}\} - \min\{s_{ijk}\} \neq 0 \text{ 且 } s_{ijk} \text{ 为成本}) \end{cases} \quad (1)$$

式中  $\max\{s_{ijk}\}$  和  $\min\{s_{ijk}\}$  分别表示第  $i$  个子任务的所有候选  $j$  个资源的第  $k$  个 QoS 分量的最大值和最小值。

在制造网格环境中,评价制造资源优劣的标准是时间( $T$ )、价格( $P$ )、质量( $Q$ )和可靠度( $R$ )等因素,因此按同样的换算方法将第  $i$  个子任务对应的第  $j$  个候选资源的 QoS 属性向量  $S_{ij} = (P_{ij}, T_{ij}, Q_{ij}, R_{ij})$  折合成  $S'_{ij} = (P'_{ij}, T'_{ij}, Q'_{ij}, R'_{ij})$   $i \in [1, m]$ ,  $j \in [1, n]$ 。由于各资源间的连接需要付出价格和

时间,用  $P_{(ij\chi kl)}$ 、 $T_{(ij\chi kl)}$  分别表示第  $i$  个子任务的第  $j$  个候选资源和第  $k$  个子任务的第  $l$  个候选资源同时被选中时二者的连接价格和连接时间,将  $P_{(ij\chi kl)}$ 、 $T_{(ij\chi kl)}$  也经折算因子处理得到  $P'_{(ij\chi kl)}$ 、 $T'_{(ij\chi kl)}$ ,其中  $i, k \in [1, m]$   $j, l \in [1, n]$ 。

资源优选的目标是选择出最优的资源组合,使得完成整个任务所花费的时间和价格最小,得到的服务质量和可靠度最高,这是一个多目标的组合优化问题。

## 3 路径优化算法的设计

### 3.1 算法基本思路

移动 Agent 路径的前半程,采用遗传算法,充分利用遗传算法的快速性、随机性、全局收敛性,求得一个较为精确的解。在迭代停止准则满足时,停止遗传算法。后半程,通过对适应度值与初始信息素值之间的科学转换,将算法由遗传算法过渡到蚁群优化算法。根据文献[7],可以知道蚁群算法和遗传算法的融合是收敛的。移动 Agent 路径算法的后半程,采用蚁群优化算法,利用其并行性、正反馈性、求精确解效率高的特点,求得最终结果。

### 3.2 混合算法中蚁群算法的改进

3.2.1 初始信息素的更新 以往蚁群算法初始化,所有节点激素和路径激素都是一个(0,1)间的固定值,这样蚂蚁开始选路就是随机的,需要较长时间才能收敛<sup>[8-9]</sup>。为此,笔者利用遗传算法对其进行编码,每个虚拟组织目录结点信息组成可行域,定义目标函数和计算编码的适应度。接着进行选择,适应度较高的解能够保留较多的样本,而适应度较低的解则被淘汰。然后利用交叉和变异两种算子对挑选后的样本进行交换。交叉算子交换随机挑选的两个编码的某些位,变异算子则直接对一个编码中的随机挑选的某一位进行反转。这样通过选择和交叉、变异就产生了下一代编码组。重复上述选择、交叉和变异过程,直到满足一定的条件为止<sup>[10]</sup>。将最后一次迭代中各染色体的适应度值按正比例关系转化为蚁群优化算法中源点到各目的节点路径的初始信息素值。因此,把信息素的初值设置为  $\tau_s = \tau_c + \tau_G$ ,这里  $\tau_c$  是一个根据具体求解问题规模给定的一个信息素常数,  $\tau_G$  是遗传算法求解结果转换的信息素值。可以加快算法的收敛速度,尤其是在算法开始时较为明显。

3.2.2 获取优化的蚁群算法参数 运用遗传算法进行求解<sup>[11]</sup>。资源优选的目标函数是求  $\max(f(x))$ ,其中  $f(x)$  的值如下式所示。

$$f(x) = p_w \left( \sum_{i,j} x_{ij} P'_{ij} + \sum_{i,j,k,l} x_{ij} x_{kl} P'_{(ij)(kl)} \right) + r_w \left( \sum_{i,j} x_{ij} R'_{ij} \right) + t_w \left( \sum_{i,j} x_{ij} T'_{ij} + \sum_{i,j,k,l} x_{ij} x_{kl} T'_{(ij)(kl)} \right) + q_w \left( \sum_{i,j} x_{ij} Q'_{ij} \right) \quad (2)$$

当第  $i$  个子任务的第  $j$  个候选资源被选中或未选中时,令  $x_{ij} = 1$  或  $0$ ; 式中  $p_w$ 、 $t_w$ 、 $q_w$ 、 $r_w$  分别表示价格、时间、质量、可靠度在目标评价中的权重值,且  $p_w + t_w + q_w + r_w = 1$ ,即将多目标优化转化为单目标优化问题。

### 3.3 动态自适应性

经过遗传算法后,利用蚁群算法进化方向基本确定,这时为了克服蚁群算法容易陷入局部最优的缺点<sup>[7,11]</sup>,笔者对路径上的信息量作动态调整,缩小最好和最差路径上的信息量的差距,并适当加大随机选择的概率,以利于对解空间更完全地搜索,算法按下式的选择规则来确定蚂蚁  $k$  由城市  $i$  转移到下一城市  $j$ 。

$$j = \begin{cases} \arg \max_{u \in allowed_k} \{ \tau_{iu}^\alpha(t) \cdot \eta_{iu}^\beta(t) \} & \text{if } r \leq P(t) \\ \text{否则,使用公式(3)} \end{cases} \quad (3)$$

当进化方向已经基本确定后,为加大随机选择的概率,确定性选择的概率必须作自适应调整

$$P_{ij}(k) = \begin{cases} \frac{[\tau(i,j)]^\alpha \times [\eta(i,j)]^\beta}{\sum_{u \in ADJ_k(i)} [\tau(i,u)]^\alpha \times [\eta(i,u)]^\beta} & j \in ADJ_k(i) \\ 0 & \text{此外} \end{cases} \quad (4)$$

式中  $P_{ij}(k)$  表示  $Agent_k$  从结点  $i$  转移到结点  $j$  的概率,  $ADJ_k(i)$  表示  $Agent$  从结点  $i$  处经过一步转移可以到达的下一个位置的集合,在网络拓扑结构中也就是  $i$  的邻居结点,  $\tau(i,j)$  表示路径  $(i,j)$  上的信息素,  $\eta(i,j)$  为一个启发因子。 $\alpha$  与  $\beta$  是用于控制信息素与启发因子对于  $Agent$  转移概率的影响的相对重要性的参数。

### 3.4 路径信息素的更新规则

随着时间的推移,以前留下的信息逐渐消逝,经过  $h$  个时刻,每个蚂蚁建立一个解过程中要根据式(4)作调整,  $\varepsilon \in [0,1]$ ,  $l_{\min}$  为  $n$  个城市中两个最近城市之间的距离。局部调整准则如下。

$$\tau_{ij}(t+h) = (1-\varepsilon) \cdot \tau_{ij}(t) + \varepsilon \cdot l_{\min}/n \quad (5)$$

用参数  $1-\rho$  表示信息消逝程度,  $\rho \in [0,1]$ , 其中  $\sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij}^k(t)$  表示本次循环中路径  $ij$  上的信息素数量的增量,  $\Delta \tau_{ij}^k(t)$  表示第  $k$  只蚂蚁作为本次循环中留在路径  $ij$  上的信息量。

全局路径信息素动态调整规则如下

$$\tau_{ij}(t+n) = (1-\rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \rho \cdot \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij}^k(t) \quad (7)$$

笔者采用蚁圈模型进行调整

$$\Delta \tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} Q/L_k, & \text{第 } k \text{ 只蚂蚁经过 } i, j \text{ 时} \\ \rho_{\min}, & \text{否则} \end{cases} \quad (8)$$

式中  $Q$  表示信息素强度,  $L_k$  表示第  $k$  只蚂蚁在本次循环中所走的路径总长度。

## 4 仿真实验

为了验证本文所提出的算法在制造网格资源调度模块中应用的可行性和有效性,笔者针对图1所示的模型进行了实验室模拟仿真试验。首先运用多  $Agent$  开发工具 JADE 和遗传算法工具包 JGAP 对移动  $Agent$  路径的前半程进行遗传算法仿真,其中交叉概率选 0.67,变异概率选 0.03,在迭代停止准则式(2)满足时停止遗传算法,此时获得适应度值较高的信息素值  $\tau_c$ ;其次对适应度值与初始信息素值之间科学转换,将算法由遗传算法过渡到蚁群优化算法仿真。利用 TSPLIB 中 eil51 作为  $Agent$  迁移的地图环境,蚁群算法中各路径信息素初值  $\tau_c$  设为 60,制造资源节点数  $n = 50$ ,任务数  $m = 1000$ ,每个任务的加工由若干道工序完成,每个工序由一个节点来完成,并且作业过程是不间断进行的,  $\alpha = 1$ ,  $\beta = 5$ ,  $\rho = 0.8$ ,  $N = 15$ ,共实验 20 次取平均值。表1是传统遗传蚁群算法针对 Oliver30TSP 的实验结果。

表1 遗传算法与蚁群算法融合的实验结果

| $\alpha$ | $\beta$ | $\rho$ | 最短路径长度 | 进化代数    |
|----------|---------|--------|--------|---------|
| 1        | 1       | 0.8    | 424.69 | 30 + 10 |
| 1        | 2       | 0.8    | 424.61 | 30 + 11 |
| 2        | 1       | 0.8    | 423.58 | 30 + 16 |
| 2        | 2       | 0.8    | 425.32 | 30 + 13 |
| 2        | 3       | 0.8    | 429.21 | 30 + 17 |
| 3        | 2       | 0.8    | 424.16 | 30 + 21 |
| 3        | 1       | 0.8    | 423.78 | 30 + 19 |
| 5        | 3       | 0.8    | 426.93 | 30 + 7  |
| 4        | 3       | 0.8    | 427.23 | 30 + 15 |
| 5        | 5       | 0.8    | 428.28 | 30 + 17 |

表2是用动态规则改进算法后获得的新的收敛路径和加入新节点后使路径上的激素复位后重新选路的实验数据。

从改进后的遗传蚁群算法得到的表2看,无论在收敛速度还是在收敛路径都优于原来的基本遗传蚁群算法。这就意味着在本制造网格模型中移动  $Agent$  可以更快地找到较短的路径完成资源发现的任务,从而提高网格资源发现的效率。移动  $Agent$  巡

游的初期,由于网格环境的动态性,利用遗传算法对资源产生一个信息素分布并不是完全精确,但改进后的蚁群算法既可以提高收敛速度,又可以求得精确解。

表2 改进算法动态规则实验结果

|        | $\alpha$ | $\beta$ | $\rho$ | 最短路径长度 | 平均进化代数 |
|--------|----------|---------|--------|--------|--------|
| 改进动态规则 | 1        | 5       | 0.8    | 424    | 13.01  |
| 复位重新选路 | 1        | 5       | 0.8    | 423    | 32.44  |

## 5 结束语

将多 Agent 技术与网格技术综合应用到网络化制造中,形成制造网格是未来网络化制造发展的必然趋势。仿真实验结果表明了本文提出的基于多 Agent 制造网格资源调度,利用改进的遗传蚁群算法进行路径优化后的有效性,相比传统遗传蚁群算法其在收敛速度和精确解计算上都有很大提高。进一步的工作是将仿真实验扩展到真实制造网络环境中,以适应多种网格资源管理的可扩展性、自适应性、新算法调度效果的稳定性。

### 参考文献:

- [1] 刘素芹,冯雪丽,邵红李. 网格资源发现中移动 Agent 路径优化的研究[J]. 计算机工程与设计, 2008, 29(8): 1918-1920.
- [2] 张奇,王汝传. 网格计算环境下基于移动代理的动态资

源发现模型的研究[J]. 数据通信, 2005, 23(6): 27-29.

- [3] Marcus Randall, An Drew Lewis. A parallel implementation of ant colony optimization[J]. Journal of Parallel and Distributed Computing, 2002, 62(9): 1421-1432.
- [4] 程仁贵,黎明. 元搜索基于源搜索引擎的链接优化[J]. 重庆师范大学学报(自然科学版), 2008, 25(4): 60-63.
- [5] Pilat M L, White T. Using genetic algorithms to optimize ACSTSI[C]. Brussels, Belgium: Proceedings of Ant Algorithms: Third International Workshop, ANTS, 2002: 282-287.
- [6] 葛继科,邱玉辉,阎艳. 基于 BDI Agent 的网格服务模型研究[J]. 重庆师范大学学报(自然科学版), 2008, 25(4): 65-67.
- [7] 刘丽兰,俞涛,施战备. 制造网格中基于服务质量的资源调度研究[J]. 计算机集成制造系统, 2005, 11(4): 475-480.
- [8] 冯蔚东,陈剑,赵纯均. 基于遗传算法的动态联盟伙伴选择过程及优化模型[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2000, 40(10): 120-124.
- [9] 张至柔,罗四维,陈歆. 移动 Agent 在网格中的路径优化算法研究[J]. 计算机研究与发展, 2006, 43(5): 791-796.
- [10] Dab B, Liu F. Research on networked integrated manufacturing and the system[J]. systems Engineering and Electronics, 2001, 23(8): 12-14.
- [11] 黄俊,刘宴兵. 求解 QoS 路由优化的一种新进化算法[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2008, 20(4): 431-435.

## A New Algorithm Research into Scheduling for Manufacture Grid Resources Based on Multi-Agent

QU Ju-bao<sup>1,2</sup>, LIU Sheng<sup>2</sup>, LI Ling-ru<sup>2</sup>

(1. Electronic Engineering Department, Wuyi University;

2. Mathematics and Computer Department, Wuyi University, Wuyishan Fujian 354300, China)

**Abstract:** In view of how to discover and dispatch the resources quickly and accurately in the wide-area, dynamic and isomerous complex environment of manufacturing grid, enabled QoS to achieve desired effect, this article proposes the new method that uses the mobile Agent to discover the resources in the manufacturing grid. First it uses the genetic algorithm to choose the resources information, then puts mobile Agent as the cattieer for users submission to their duties, The resources information to carried users, to use the ant group algorithm, carry on the exact search in the grid environment to the resources. It designs the resources optimal goal and improves the optimization strategy of heredity ant group algorithm. On the first half range of mobile Agent searching path, it uses the genetic algorithm and its rapidity, randomness and the global convergence characteristics to get a more precise solution. On the latter half range, it transits the genetic algorithm to the ant group optimization algorithm, uses ant group algorithm's characteristics of parallelism, the regeneration and high efficiency in precise solution, to get the final result. After the simulation experiment, it proves that this algorithm method can get the very good convergence rate and the exact solution.

**Key words:** multi-Agent; manufacturing grid; genetic; colony; scheduling